

УНИВЕРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ
ЕЛЕКТРОТЕХНИЧКИ ФАКУЛТЕТ

Димитрије М. Бујаковић

**ЕКСПЕРТСКИ СИСТЕМ ЗА ПРАЋЕЊЕ И
ПРЕПОЗНАВАЊЕ ЦИЉЕВА У
ОКРУЖЕЊУ ИЗВИЋАЧКИХ РАДАРА**

докторска дисертација

Београд, 2016

UNIVERSITY OF BELGRADE
SCHOOL OF ELECTRICAL ENGINEERING

Dimitrije M. Bujaković

**EXPERT SYSTEM FOR TRACKING AND
RECOISSANCE TARGETS IN THE
ENVIRONMENT OF GROUND
SURVEILLANCE RADAR**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2016

Ментор:

др Жељко Ђуровић, редовни професор
Електротехнички факултет Универзитета у Београду

Чланови комисије

Датум одбране

Захвалница

Захваљујем свима који су ми помогли при спровођењу истраживања у оквиру ове дисертације или учинили да она буде боља и квалитетнија.

Изражавам захвалност ментору проф. др Жељку Ђуровићу на стрпљењу и корисним сугестијама приликом израде ове дисертације. Без његових сугестија ова дисертација не би изгледала као што сада изгледа.

Поред ментора, изражавам захвалност на подршци колегама са Војне академије. Стварањем позитивне атмосфере за научноистраживачки рад у многоме су допринели унапређењу квалитета ове докторске дисертације.

Хвала и породици на стрпљењу и љубави које су уложили у заједнички успех.

Наслов докторске дисертације

Експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара

Резиме

Један од најзначајнијих процеса у војним применама је процена ситуације. Процена ситуације представља континуирани процес издвајања информација прикупљених сензорима у циљу процене могућих претњи и опасности током неког периода времена. За потребе процене ситуације користе се сензори који раде у различитим деловима електромагнетног спектра (радар, телевизијска и термовизијска камера, акустички сензори, сеизмички сензори и други), док се остварује и фузија података добијених различитим сензорима. Свака од ових врста сензора има својих предности и недостатака у односу на друге врсте. Предности коришћења радара се огледају у повећаној даљини детекције присуства циља и могућности рада у сложеним метеоролошким условима, док су недостаци мања резолуција у односу на оптоелектронске сензоре и могућност ометања услед активног зрачења енергије. У процесу осматрања и контроле земљишта употреба радарских сензора у савременим борбеним дејствима је нарочито изражена. За разлику од радара за осматрање ваздушног простора, радари за извиђање земљишта (извиђачки радари) се сусрећу са низом додатних проблема услед јаког клатерског окружења и наизменичног појављивања и нестајања циљева.

Циљ истраживања представљеног у овој дисертацији представља пројектовање и тестирање експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара. Овај експертски систем је заснован на скривеним Марковљевим ланцима као моделу сложеног стохастичког процеса. Као вектори обележја коришћени су параметри ауторегресивних модела реалних радарских сигнала који су прикупљени за потребе овог истраживања. У раду је предложена нова мера за избор реда ових модела заснована на максималној сепарабилности различитих класа. Резултати примене нове мере поређени су са мерама за избор реда ауторегресивних модела предложених у литератури. Поред овога, извршена је анализа концентрације енергије спектрограма реалних радарских сигнала на основу мера предложених у литератури. Ова анализа је спроведена ради одређивања оптималних вредности врсте и дужине прозора спектрограма који обезбеђују максималну концентрацију енергије у временско – фреквенцијској равни. На основу изабраних модела ауторегресивних процеса

извршен је избор димензија кодне књиге квантизације скривених Марковљевих ланаца. Овај избор је извршен на основу одређивања броја кластера методом одузимања потенцијала на такав начин да се минимизује растојање података од центара кластера. Након овога, изабрани су елементи скривених Марковљевих ланаца и пројектован и тестиран експертски систем заснован на овим моделима. На основу тестова на илустративним секвенцама сагледани су и неки недостаци предложеног решења експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара.

Истраживање спроведено у оквиру ове докторске дисертације није само у функцији модернизације савремених војних система, већ резултати представљени у овој дисертацији могу бити искоришћени и за пројектовање различитих цивилних система за надгледање саобраћаја, јавних места, аутобуских и железничких станица, тргова, као и за обезбеђење објеката од националног значаја као што су комплекси за снабдевање водом, аеродроми, електроенергетска постројења и слично.

Кључне речи

класификација, извиђачки радар, скривени Марковљеви ланци, ауторегресивни модел процеса

Научна област

Електротехника и рачунарство

Ужа научна област

Управљање системима и обрада сигнала

УДК број

621.3

Doctoral Dissertation Title

Expert System for Tracking and Recoissance Targets in the Environment of Ground Surveillance Radar

Abstract

One of the most important processes in the military to change the assessment of the situation. Assessment is a continuous process of extracting information collected by sensors in order to assess possible threats and risks over a period of time. For the purposes of assessing the situation using sensors that work in different parts of the electromagnetic spectrum (radar, television and thermal imaging cameras, acoustic sensors, seismic sensors, etc.), while the realized and fusion of data obtained by different sensors. Each of these sensors has its advantages and disadvantages compared to other species. The advantages of using radar is reflected in the increased distance detecting the target and the possibility of working in complex meteorological conditions, while the disadvantages of lower resolutions in relation to the optoelectronic sensors and the possibility of disruption due to active energy radiation. In the process of monitoring and control of land use radar sensors in modern combat is particularly pronounced. Unlike radar surveillance of airspace, ground surveillance radars (GSR) are faced with a number of additional problems due to strong clutter environment and intermittent appearance and disappearance goals.

The aim of the research presented in this thesis is the design and testing of an expert system for tracking and identifying targets in an environment of ground surveillance radar. This expert system is based on the hidden Markov chain model as a complex stochastic process. As feature vectors were used autoregressive model parameters in real radar signals that are collected for the purpose of this research. In this thesis is proposed a new measure for selecting the order of these models based on the maximum separability of different classes. Results of the new measures were compared with measures for the selection order autoregressive model proposed in the literature. In addition, an analysis of the real concentration of energy spectra of radar signals based on the measures proposed in the literature. This analysis was conducted to determine the optimal value of the type and length of the window spectrogram that provide the maximum concentration of power in the time - frequency level. Dimension of quantization codebook for using hidden Markov chains is choosen based on selected parameters of radar echo signal models. This selection is performed based on the method of determining the number of clusters seizure potential in such a way as to minimize the distance between the data centers of the clusters. After this, the

elements of hidden Markov chains are selected and expert system for tracking and recognizing radar targets is designed and tested based on these chains. On the basis of tests on the illustrative sequences analyzed are some disadvantages of the proposed solutions expert system for tracking and identifying targets in an environment reconnaissance radar.

Research conducted in the framework of this doctoral thesis is not only a function of modernization of modern military systems, but the results presented in this thesis can be used for the design of various civil systems for traffic monitoring, public places, bus and railway stations, squares and the like, as well as for securing objects of national importance such as complexes for water supply, airports, power plants and the like.

Keywords

Classification, ground surveillance radar, hidden Markov chains, autoregressive process model

Scientific field

Electrical and Computer Engineering

Specific scientific field

System control and signal processing

UDC number

621.3

Садржај

1. Увод	1
1.1. Преглед досадашњих истраживања	2
1.2. Предмет и значај истраживања	7
1.3. Организација тезе	7
2. Радар као сензор	10
2.1. Основни делови радарског система и дефинисање појмова	11
2.1.1. Радарска једначина	14
2.1.2. Мерење удаљености радарског циља и радарског сензора	16
2.1.3. Мерење брзине радарског циља у односу на радарски сензор	18
2.2. Организација података у обради радарских сигнала	21
2.3. Доплерова обрада сигнала импулсних радара	23
2.4. Опис рада радарског сензора коришћеног у истраживању	27
2.5. Микро-Доплеров ефекат	31
3. Скривени Марковљеви ланци као модел сложеног стохастичког процеса	35
3.1. Скривени Марковљеви ланци	35
3.2. Елементи скривених Марковљевих ланаца	38
3.3. Примена скривених Марковљевих ланаца за класификацију опсервација	39
3.3.1. Проблем евалуације	40
3.3.2. Проблем декодовања	44
3.3.3. Проблем обучавања	46
3.4. Имплементација скривених Марковљевих ланаца	48
3.4.1. Алтернативни метод за имплементацију Витербијевог алгоритма	48
3.4.2. Скалирање	49
3.4.3. Употреба вишеструких секвенци опсервација за обучавање скривених Марковљевих ланаца	52
3.4.4. Иницијална естимација параметара скривеног Марковљевог ланца	53
3.4.5. Ефекат недовољног броја података за обучавање	54
3.4.6. Избор скривеног Марковљевог ланца	54
3.5. Векторска квантизација	54
4. Експертски систем за праћење и препознавање циљева у радарском окружењу	58
4.1. Опис прикупљене базе радарских сигнала	58

4.2.	Избор параметара спектрограма радарског сигнала	62
4.2.1.	Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од возила	64
4.2.2.	Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од особе која хода .	67
4.2.3.	Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од особе која трчи .	69
4.2.4.	Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од групе особа које ходају	72
4.2.5.	Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од групе особа које трче	74
4.3.	Издавање обележја за класификацију радарских ехо сигнала.....	77
4.3.1.	Модификована метода аутоковаријансе за процену параметара ауторегресивног модела радарског ехо сигнала	77
4.3.2.	Избор реда ауторегресивног модела радарског ехо сигнала	79
4.3.3.	Редукција димензија обележја за класификацију радарских ехо сигнала..	84
4.4.	Векторска квантизација издвојених обележја	90
4.4.1.	Кластеризација на бази најближе средње вредности	90
4.4.2.	Кластеризација методом квадратне декомпозиције	91
4.4.3.	Одређивање броја кластера методом одузимања потенцијала.....	92
4.4.4.	Одређивање елемената кодне књиге векторске квантизације	94
4.5.	Пројектовање експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима	98
4.5.1.	Избор топологије скривених Марковљевих ланаца.....	98
4.5.2.	Избор почетних вредности матрице опсервација скривених Марковљевих ланаца	99
4.6.	Резултати експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара.....	104
4.6.1.	Секвенца нема радарског циља.....	105
4.6.2.	Секвенца особа која хода.....	107
4.6.3.	Секвенца особа која трчи	110
4.6.4.	Секвенца група особа која хода.....	112
4.6.5.	Секвенца група особа које трче	115
4.6.6.	Секвенца возило	117
4.6.7.	Секвенца особа хода, стане, хода	120
4.6.8.	Секвенца група особа хода, особа хода	122
4.6.9.	Секвенца возило, нема сигнала, група особа трчи.....	124
4.6.10.	Секвенца особа трчи, особа хода, особа трчи.....	127
5.	Закључак	130
	Литература	135

Списак слика

Слика 2.1. Блок дијаграм конвенционалног импулсног радара са суперхетеродинским пријемником	12
Слика 2.2. Принцип мерења удаљености радарског циља и радарског сензора импулсним радаром	16
Слика 2.3. Вишезначност мерења удаљености радарског сензора и радарског циља	17
Слика 2.4. Уопштена шема прикупљања података за обраду сигнала вишеканалног импулсног радара	21
Слика 2.5. Начини обраде радарских сигнала (1 – STAP, 2 – SAR, 3 – формирање радарског зрака, 4 – компресија импулса, 5 – Доплерова обрада)	22
Слика 2.6. Спектрални садржај радарског сигнала примљеним: а) радаром са континуалним зрачењем, б) импулсним радаром	23
Слика 2.7. а) Спектар сигнала на улазу у блок за селекцију покретних циљева, б) спектар сигнала на излазу из блока за селекцију покретних циљева	24
Слика 2.8. а) Спектар сигнала на улазу у филтар пропусник опсега, б) спектар сигнала на излазу из филтра пропусника опсега	25
Слика 2.9. Режија рада импулсно – Доплеровог радара за изабрани радар који ради у K_c опсегу (1 – висока PRF , 2 – средња PRF , 3 – мала PRF)	26
Слика 2.10. Елементарна блок шема импулсно Доплеровог радара коришћеног у истраживању	28
Слика 2.11. Карактеристични сигнали импулсно – Доплеровог радара коришћеног у истраживању у режиму рада „претраживање“	29
Слика 2.12. Карактеристични сигнали импулсно – Доплеровог радара коришћеног у истраживању у режиму рада „даљиномер“	30
Слика 2.13. Геометријска представа кретања чврстог тела које врши сложено кретање	32
Слика 3.1. Пример дискретног Марковљевог процеса са три стања	36
Слика 3.2. Пример скривеног Марковљевог ланца са три стања и четири симбола опсервације	37
Слика 3.3. Пример а) дискретног Марковљевог ланца, б) скривеног Марковљевог ланца	38
Слика 3.4. Одређивање вероватноће $\alpha_i(i)$	42
Слика 3.5. Одређивање вероватноће $\beta_i(i)$	43
Слика 3.6. Витербијев алгоритам за одређивање оптималне секвенце стања	45
Слика 3.7. Блок дијаграм алгоритма основног обучавања векторске квантизације и класификације	55
Слика 4.1. Изглед терена за прикупљање података радарским сензором: а) сателитски снимак, б) снимак телевизијском камером	59
Слика 4.2. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од возила у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2	65
Слика 4.3. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од возила рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 1020$, б) Хамингов прозор и $N = 966$, в)	

Блекменов прозор и $N = 1014$, г) Тјукејев прозор и $N = 512$, д) Хамингов прозор и $N = 512$	66
Слика 4.4. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која хода у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2	67
Слика 4.5. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која хода рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 584$, б) Блекменов прозор и $N = 904$, в) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 984$, г) Хамингов прозор и $N = 512$, д) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ и $N = 512$	68
Слика 4.6. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која трчи у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2	70
Слика 4.7. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која трчи рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 350$, б) Парценов прозор и $N = 758$, в) правоугаони прозор и $N = 800$, г) правоугаони прозор и $N = 512$, д) Тјукејев прозор и $N = 512$, њ) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 3\pi$ и $N = 512$	71
Слика 4.8. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2	72
Слика 4.9. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 492$, б) Парценов прозор и $N = 992$, в) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 1014$, г) правоугаони прозор и $N = 512$, д) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ и $N = 512$	73
Слика 4.10. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које трче у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2	75
Слика 4.11. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала групе особа које трче рачунати за: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 890$, б) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 810$, в) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 742$, г) Хамингов прозор и $N = 512$, д) Ханингов прозор и $N = 512$, њ) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 512$	76
Слика 4.12. $AIC(k)$ рачунати у односу на средњу вредност грешке предикције у зависности од реда AR процеса за различите анализиране прозоре реалних радарских ехо сигнала који потичу од: а) клатера, б) особе која хода, в) особе која трчи, г) групе особа које ходају, д) групе особа које трче, њ) возила	82
Слика 4.13. $J_{1\text{mod}}(k)$ у зависности од реда AR процеса за различите анализиране прозоре реалних радарских ехо сигнала	83
Слика 4.14. Индекс информативности параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала за ред процеса: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$, б) правоугаони прозор и реда процеса $k = 5$, в) правоугаони прозор и реда процеса $k = 29$	86
Слика 4.15. Резултати редукције димензија параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала на две координате за ред процеса: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$, б) правоугаони прозор и реда процеса $k = 5$, в) правоугаони прозор и реда процеса $k = 29$	87

Слика 4.16. Резултати редукције димензија параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала на три координате за ред процеса: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$, б) правоугаони прозор и реда процеса $k = 5$, в) правоугаони прозор и реда процеса $k = 29$	89
Слика 4.17. Број кластера редукованих параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	94
Слика 4.18. Критеријумска функција $s - mean$ алгоритма кластеризације J параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	96
Слика 4.19. Резултати кластеризације применом $s - mean$ алгоритма параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије	97
Слика 4.20. Резултати кластеризације применом алгоритма квадратне декомпозиције параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије	97
Слика 4.21. Блок дијаграм система за праћење понашања радарских циљева заснован на једном скривеном Марковљевом ланцу	98
Слика 4.22. Топологија ергодичног скривеног Марковљевог ланца	99
Слика 4.23. Иницијалне вредности матрице вероватноће појаве опсервације ергодичног скривеног Марковљевог изабраних вектора обележја, коришћен $s - mean$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	100
Слика 4.24. Иницијалне вредности модификоване матрице вероватноће појаве опсервација ергодичног скривеног Марковљевог модела зизабраних вектора обележја, коришћен $s - mean$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	101
Слика 4.25. Иницијалне вредности матрице вероватноће појаве опсервације ергодичног скривеног Марковљевог модела изабраних вектора обележја, коришћењем метода квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	102
Слика 4.26. Иницијалне вредности модификоване матрице вероватноће појаве опсервације ергодичног скривеног Марковљевог модела изабраног вектора обележја, коришћењем методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	103
Слика 4.27. Спектрограм радарског сигнала у коме не постоје радарски циљеви	105
Слика 4.28. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал у коме нема радарских циљева, коришћен $s - mean$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	106
Слика 4.29. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал у коме нема радарских циљева, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	107
Слика 4.30. Спектрограм радарског сигнала који потиче од особе која хода	107
Слика 4.31. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал у који потиче од особе која хода, коришћен $s - mean$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	108

Слика 4.50. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од група особа које ходају, особа која хода, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија.....	124
Слика 4.51. Спектрограм радарског сигнала који потиче од возило, нема радарских циљева, група особа које трче.....	124
Слика 4.52. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од возило, нема радарских циљева, група особа које трче, коришћен с – mean алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија.....	125
Слика 4.53. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од возило, нема радарских циљева, група особа које трче, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија.....	126
Слика 4.54. Спектрограм радарског сигнала који потиче од особа трчи, особа хода, особа трчи	127
Слика 4.55. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од особа трчи, особа хода, особа трчи, коришћен с – mean алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија.....	128
Слика 4.56. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од особа трчи, особа хода, особа трчи, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија	129

Списак табела

Табела 2.1. IEEE стандард за ознаку фреквенцијских опсега сигнала носиоца радарских сензора.....	14
Табела 2.2. Предности и недостаци импулсно – Доплерових радара у зависности од вредности <i>PRF</i>	27
Табела 4.1. Опис прикупљене базе реалних радарских секвенци коришћене за праћење понашања реалних радарских циљева	61

1. Увод

Процена ситуације током извођења војних операција представља један од основних задатака и представља континуирани процес издвајања и обраде информација прикупљених различитим сензорима ради процене могућих претњи и опасности током неког периода [1]. Комплексност појава на бојном пољу намеће употребу сензора који раде у различитим деловима електромагнетног спектра истовремено (радара, телевизијских и термовизијских камера, сеизмичких сензора, акустичких сензора и других), као и фузију информација добијених различитим сензорима. Коришћење сваког од ових врста сензора има својих предности, али и недостатака. На пример, примена оптоелектронских сензора омогућава пасивну детекцију објеката, смањује могућност за активно ометање и обезбеђује добру резолуцију. Са друге стране, максимални домет ових система је далеко мањи у односу на радарске сензоре, као и чињеница да је максимални домет умногоме завистан од метеоролошких услова атмосфере. Предност радарског сензора се састоји у повећаној даљини детекције присуства циља, могућности рада у сложеним метеоролошким условима и могућности детекције објеката кроз препреке, док су мане у отежаном препознавању циља узроковане слабијом резолуцијом у односу на оптоелектронске сензоре, као и активно зрачење енергије које се лако детектује и може постати предмет ометања.

Употреба радарских система се често ограничава на њихову примену у извиђању ваздушног простора. У овим случајевима постоји релативно велики контраст између радарског циља и позадине, као и чињеница да циљ у ваздушном простору не може зауставити своје кретање. За разлику од радара намењених за извиђање ваздушног простора, радари за извиђање земљишта се суочавају са низом додатних проблема. На земљишту је потребно детектовати споропокретне циљеве који се често налазе утопљени у јако клатерско окружење [2]. Поред овога, потребно је детектовати циљ који се може наизменично појављивати и нестајати, услед кретања циља по неравном терену. И поред ових додатних проблема, радари за извиђање земљишта се често употребљавају у савременим борбеним дејствима, са циљем не само детекције и класификације циљева на земљишту, већ и нисколетећих циљева (хеликоптери). При конструкцији ових радара нарочита пажња се посвећује малим габаритима и маси.

Кључни задаци радара за извиђање земљишта су детекција и класификација радарских циљева. У типичним радарским системима проблем детекције је у потпуности аутоматизован, док се проблем класификације услед сложености и даље обавља на основу искуства оператера који на основу аудио репрезентације Доплеровог сигнала врши класификацију радарског циља и његовог понашања [3]. Један од начина реализације радара за извиђање земљишта је импулсно – Доплеров радар који се често користи услед релативно једноставне конструкције. Поступак класификације сигнала у овим радарима је заснован на бази анализе јединствене Доплеревог сигнатуре циља [4].

У остатку уводног поглавља најпре је дат преглед неких од најзначајнијих досадашњих истраживања у области класификације сигнала извиђачких радара. Након тога је наглашен значај и допринос овог истраживања и коначно представљена структура дисертације.

1.1. Преглед досадашњих истраживања

Класификација на основу сигнала импулсно – Доплерових радара представља изазов истраживачима у овој области и очекује се интензиван рад на овој проблематици у наредним годинама [5]. До сада су у доступној литератури предложени различити приступи овом проблему у односу на избор обележја за класификацију или у односу на технику класификације, али се могу уочити два приступа: издвајање обележја на основу временско – фреквенцијске дистрибуције сигнала и издвајање обележја на основу репрезентације звучних сигнала.

Сигнали на излазу импулсно – Доплеровог радара су временски нестационарни, па је често потребно користити технике временско – фреквенцијске анализе сигнала [6]. Нова техника временско-фреквенцијске анализе (S-метод) је коришћена за праћење централне Доплеревог фреквенције коришћењем *Viterbi* алгоритма у [7]. Аутори су у [8] предложили вишепрозорски S-метод ради обраде сигнала извиђачких радара. Како би се поредиле временско – фреквенцијске дистрибуције сигнала предложене су неке квантитативне мере за процену концентрације енергије у временско – фреквенцијској равни. У [9] је предложена *Renye* ентропија као мера концентрације енергије на основу екстракције информација временско – фреквенцијске репрезентације сигнала. Мера концентрације предложена у [10] је у облику односа норми. Ако су компоненте сличних амплитуда и различитих концентрација, ова мера предлаже меру са већом амплитудом у временско – фреквенцијској равни. Мера предложена у [11] је изведена на основу класичне дефиниције трајања временски ограниченог сигнала како би се

направио компромис између појава кроскомпоненти и концентрације аутокомпоненти. Ове мере су погодне за адаптивну и аутоматску селекцију параметара при временско – фреквенцијској анализи сигнала. Избор временско-фреквенцијске дистрибуције у односу на мере концентрације енергије у временско-фреквенцијској равни је разматран у [12]. На основу ове анализе, спектрограм представља технику која обезбеђује највећу концентрацију енергије око централне Доплерове учестаности при анализи сложених сигнала.

Поједини истраживачи у својим радовима су показали да се обележја добијена на основу спектрограма могу користити као обележја у класификацији између особа и других покретних објеката или између различитих особа [13-18]. Спектрограм особе се може користити за издвајање понашања особа и ради одређивања обележја о особи, као што су висина, пол, брзина. У [14] је показано да спектрограм особе која хода је сума Доплеровски померених сигнала који су рефлектовани од различитих делова тела. Користећи *Short Time Fourier Transform (STFT)* и *chirplet* трансформацију, они су издвојили различите параметре људског хода из анализираног сигнала. Истраживање [15] је показало да Доплеровске сигнатуре добијене применом спектрограма, дају детаљне информације о покретима појединих делова људског тела. Аутори су дали значај на екстракцији ових параметара и описали метод за естимацију параметара људског хода на основу мерења добијених радаром. Примена радара са континуалним зрачењем за детекцију и класификацију кретања особа је дата у [16]. Спектрална анализа сигнала са излаза радара коришћењем секвенце временски зависне Фуријеове трансформације је коришћена ради издвајања и идентификовања неких кључних обележја људског хода ради раздвајања људи од паса. Коришћењем анализе људског хода у [17] је пројектован и тестиран систем детекције бомбаша самоубице на основу разлика спектрограма узрокованог присуством бомбе. У [18] је коришћена *wavelet* трансформација са временско – фреквенцијском анализом како би се издвојила обележја Доплеровског сигнала од хеликоптера и људи.

У [19] као улаз у фази систем коришћени су средња централна Доплерова фреквенција и ширина спектра око ње. Са друге стране, пројекције спектрограма на временску и фреквенцијску осу су коришћене као вектори обележја за класификацију реалних радарских ехо сигнала у [20]. У [21] аутори су користили ширину пројекције спектрограма на фреквенцијску осу као вектор обележја за класификацију применом

Support Vector Machine (SVM). Резултати класификације човека који хода на основу обележја издвојених коришћењем вишепрозорског S-метода приказани су у [22].

Класификација циљева извиђачких радара коришћењем естимације *greedy Gaussian mixture* (GMM) представљена је у [3]. Као вектор обележја коришћени су кепстрални коефицијенти и параметри ауторегресивног процеса сигнала са аудио излаза радара. У [23] извршена је класификација сигнала извиђачких радара коришћењем техника за препознавање говора. Као вектори обележја у овом раду коришћени су линеарни предиктивни коефицијенти, кепстрални коефицијенти и мел-кепстрални коефицијенти. Класификација аудио сигнала извиђачких радара коришћењем неуралних мрежа урађена је у [24]. Вектори обележја у овом истраживању су параметри ауторегресивног модела аудио – Доплеровог сигнала радара.

У истраживањима [3], [23-24] није разматран избор реда параметара ауторегресивних модела. Међутим, у [25] је истакнуто да највећи проблем у њиховој примени представља избор реда ових модела. Као мере за избор реда параметара AR модела у [25] су предложене мера која се заснива на грешци предикције *Final Prediction Error* (FPE) и Акаике критеријуму информативности AIC. У [26] аутори су предложили меру за одређивање параметара AR процеса засновану на симетричној Кулбаковој дистанци. Предложене мере за избор реда параметара AR процеса зависе од броја одбирака, наиме што је ред изабраног реда процеса ближи укупном броју анализираних одбирака ове мере дивергирају. Стога је у [27] предложена модификација Акаике критеријума информативности, док је у [28] дата модификација мере засноване на симетричној Кулбаковој дистанци. Са друге стране, естимација реда ауторегресивних модела коришћењем принципа минималне дужине описа је предложена у [29]. Аутор је у [30] предложио нови начин за естимацију матрице коваријансе векторских ауторегресивних модела улазног шума и матрице коваријансе грешке предикције. На основу ових естимираних матрица, предложени су нови критеријуми грешке предикције и Акаике критеријум информативности за векторске ауторегресивне процесе.

Заједничко за сва претходна истраживања класификације сигнала извиђачких радара представља претпоставка да је у целој анализираној секвенци присутна само једна врста радарских циљева са само једном одређеном динамиком (возило, особа хода, група трчи). Класификација понашања особа на слици сцене применом скривених Марковљевих ланаца је приказана у [31,32]. Са друге стране скривени Марковљеви

ланци се користе у радарима високе резолуције [33-39] за препознавање радарских слика. Са друге стране, скривени Марковљеви модели се користе и за фузију података добијених од више сензора, [1], [40], одређивање локације извора звука [41] као и за праћење фреквенција у временско – фреквенцијској равни [42-43].

На овом месту је потребно посебно анализирати примену скривених Марковљевих модела за класификацију сигнала са излаза извиђачки радара. Аутори су у [44] применили класификациони алгоритам који користи скривене Марковљеве ланце како би класификовали три класе радарских циљева: особе, возила – гусеничаре и возила – точкаше. Као вектори обележја коришћени су редуковани вектори обележја након линеарне дискриминационе анализе. Ови вектори су добијени на основу тога што је примењен константи Доплеров померај на целокупне податке, како би се централна Доплерова фреквенција поставила на нулу; примењена Фуријеова трансформација коришћењем Хаминговог прозора дужине 128 и одговарајућег преклапања, тако да је за фреквенцију понављања импулса од 4 kHz добијено 100 фрејмова података у секунди; извршено је пресликавање комплексних одбирака Фуријеове трансформације у одбирке логаритма амплитуде; трансформисан је сваки Доплеров прозор у вектор редукованих димензија користећи линеарну дискриминациону анализу. Број вектора обележја након линеарне дискриминационе анализе коришћен у [44] је 4, 8, 12, 16, 20, 24, 32 и 120. На овај начин је добијен вектор обележја. Стања система у [44] нису експлицитно дефинисана, док је топологија скривеног Марковљевог ланца (НММ) представљена у цикличној форми. Оптималан број стања скривеног Марковљевог модела је изабран из скупа од 3, 5, 7, 9, 11, 13 и 15 стања. Процес обучавања НММ је спроведен коришћењем Баум – Велчове процедуре. Примењен је континуални НММ са различитим бројем компоненти вишеструке Гаусове расподеле: 1, 2 и 4. Овако дефинисани НММ је примењен за класификацију радарских сигнала. Успешност класификације пешака од возила је износила 100%, док је укупна успешност класификације три разматране класе 86,5% за НММ са 9 стања и вектором обележја који користи 120 вектора обележја након дискриминационе анализе.

Резултати представљени у [44] су деловала веома охрабрујуће за примену скривених Марковљевих ланаца за класификацију радарских сигнала. Међутим, у [45] исти аутори су указали на одређене пропусте током истраживања у [44]. Наиме, иако је дефинисано 9 стања у [44], накнадним истраживањима је показано да након обучавања сваки од тестираних вектора одговара само једном стању, те се систем понаша као

вишекомпонентни Гаусов класификатор. Надаље, у [45] наводе да обрада сигнала није у потпуности елиминисала сигнал клатера који потиче од стационарних објеката, те су аутори сматрали да је систем у могућности да имплицитно користи брзину коришћењем релативне Доплерове фреквенције клатера и радарског циља. Ово је узроковало да су добијене перформансе класификације преоптимистичне. Главни разлог који се наводи у [45] за проблеме у имплементацији НММ у [44] је процес обучавања НММ алгорита.

Поређење НММ алгоритама за детекцију пет класа циљева (људи, возила точкаши, возила гусеничари, хеликоптери и авиони са пропелером) је урађено у [46]. Поређени су НММ са континуалним излазом, НММ са дискретним излазом и полуконтинуални НММ. Дискретни НММ користи само скуп симбола дискретног излаза. Како би се применио овај тип НММ, потребно је формирати векторски квантизатор за формирање кодне књиге. Континуални НММ користи миксовану Гаусову расподелу за апроксимацију дистрибуције излаза. Тежински коефицијенти коришћени за миксовану Гаусову расподелу су зависни како од стања, тако и од броја дистрибуција. Полуконтинуални НММ подразумева да миксована Гаусова расподела зависи само од броја дистрибуција, а не и од стања. На овај начин је омогућено смањење броја параметара приликом обучавања НММ. За поређење НММ коришћен је НММ са 7 стања, при чему стања нису експлицитно дефинисана. Вектори обележја су дефинисани на основу мел кепстралних коефицијената, као и њихових првих и других извода (коришћено је првих 12 коефицијената и нулти коефицијент). MFCC су одређени као излази 20-то каналне банке филтара, при чему је доња граница првог филтра на 50 Hz, а дужина фрејма 16 ms. Тренинг је спроведен коришћењем процедуре Baum – Welch-а у току 16 итерација. За дискретни НММ величина кодне књиге је 256, док су континуални и полуконтинуални НММ описани са 7 Гаусових расподела. Добијени резултати показују да дискретни НММ показују најбоље резултате при класификацији људи и возила гусеничара, док су хеликоптери најбоље класификовани применом континуалних НММ. Полуконтинуални НММ су показали најбоље могућности за класификацију авиона са пропелерима, људи и возила точкаша.

У [47] је предложен систем за фузију одлука два класификатора како би се побољшала вероватноћа правилног одлучивања. Први класификатор анализира Доплерову сигнатуру примљеног сигнала користећи НММ, док други класификатор за своју одлуку користи векторе обележја добијене из процеса праћења циља. За фузију

података из оба класификатора коришћена је Бајесовско одлучивање и теорија доказа (Dempster – Shafer теорема). НММ коришћен у [47] је полуконтинуални НММ са мел – кепстралним коефицијентима, [46]. За обучавање НММ коришћено је од 0% до 30% погрешних скупова података. Показано је на име да овакав приступ класификацији радарских циљева донекле унапређује перформансе класификатора.

1.2. Предмет и значај истраживања

Предмет истраживања ове докторске дисертације је пројектовање и тестирање експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара. Једна од најзначајнијих улога сензора у војним операцијама представља њихова употреба за детекцију и класификацију различитих појава на бојишту. Поред овога, један од кључних задатака модернизације савремених војних система представља и аутоматизација доношења одлука ради рационалног коришћења расположивих снага. У оквиру овог задатка, често је потребније препознати одређене сценарије коришћења и намере противника, него само детектовати и класификовати особе и објекте противника.

Иако се на први поглед чини да је предложена тема искључиво у служби модернизације савремених војних система осматрања, разматрани проблеми и очекивани резултати ове докторске дисертације могу бити искоришћени у имплементацији различитих цивилних система за надгледање саобраћаја, јавних места, аутобуских и железничких станица, тргова, пролаза и слично, или објеката од националног значаја као што су комплекси за снабдевање водом, аеродроми, електроенергетска постројења. У оваквим системима користе се сензори различитог типа при чему је њихова основна улога повећање безбедности или заштите од могућих нежељених напада. Међутим, основни концепт експертских система који подразумева формализацију експертског знања са основном намером препознавање одређених карактеристика сигнала који указују на одређени тип понашања, сценарија или опште опасности, практично остаје исти без обзира на то да ли сигнали долазе из радара, камере, детектора покрета или томе слично.

1.3. Организација тезе

Остатак тезе може се поделити у три дела: преглед и анализа начина рада извиђачких радара који су изложени у глави 2, скривени Марковљеви ланци као модел сложеног стохастичког процеса представљени су у глави 3, као и пројектовање и

тестирање пројектованог експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара изложен у глави 4. Коначно у глави 5 дати су закључци и дати неки од праваца будућег истраживања.

У глави 2 дати су основни принципи рада импулсно – Доплеровог радара са високом фреквенцијом понављања импулса без унутаримпулсне модулације. Најпре је дефинисана основна структура радарског система и дефинисани његови основни делови, као и принципи мерења удаљености радарског циља од радара и брзине радарског циља у односу на радар. У наставку је дат начин организовања података у модерним радарима и посебно је обрађена Доплеровска обрада радарских сигнала. Надаље је детаљно разматран принцип рада импулсно – Доплеровог радара који је коришћен у процесу аквизиције реалних радарских сигнала. На крају овог дела изложени су начини и принципи утицаја сложеног кретања радарског циља на спектар примљеног радарског сигнала и формирање микро – Доплерове сигнатуре радарског циља.

Глава 3 је посвећена скривеним Марковљевим ланцима као моделима сложених стохастичких процеса. У овој глави су најпре дефинисани елементи скривених Марковљевих ланаца и детаљно разматрени проблеми евалуације, декодовања и обучавања ових ланаца са циљем њихове примене за класификацију сигнала. Поред овога детаљно су разматрани неки од проблема имплементације скривених Марковљевих ланаца као што је скалирање, недовољан број података за обучавање ових ланаца, као и употреба вишеструких опсервација за обучавање скривених Марковљевих ланаца и избор њихове топологије. Коначно, на крају ове главе разматран је проблем векторске квантизације као један од кључних процеса формирања кодне књиге квантизације дискретних скривених Марковљевих ланаца.

Централни део ове тезе чини материјал изложен у глави 4. У првом делу ове главе приказана је база реалних радарских сигнала која је прикупљена за потребе израде ове дисертације. Специфичност ове базе у односу на остале доступне базе реалних радарских сигнала се огледа у чињеници да се у оквиру исте секвенце могу појавити различити радарски циљеви са различитом динамиком. У наставку ове главе разматран је избор дужине и врсте прозора временско – фреквенцијске дистрибуције снаге радарског сигнала, при чему су као мера квалитета ове дистрибуције коришћене мере концентрације енергије у временско – фреквенцијској равни. Затим је анализиран избор реда модела ауторегресивних процеса реалних радарских сигнала. У ту сврху

предложена је нова мера за одређивање реда ових процеса заснована на максималној сепарабилности између разматраних процеса. Избором одговарајућих вредности модела ауторегресивних процеса као вектора обележја извршен је избор одговарајуће димензије кодне књиге квантизације. Избором топологије скривеног Марковљевог модела пројектован је експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара заснован на скривеним Марковљевим моделима. Резултати примене експертског система дати су у наставку главе.

У глави 5 дати су закључци спроведеног истраживања током израде ове дисертације и дати су могући правци даљег истраживања.

2. Радар као сензор

Основни задатак радара је даљинско откривање присуства и одређивање координата радарског циља у простору применом електромагнетних таласа, [48]. Физички принципи на којима се заснива рад радара повезани су са феноменом дифракције електромагнетних таласа у присуству објеката у простору у коме се овај талас простире. Ако се у примарном пољу (електромагнетно поље које формира антена неког предајника) нађе неки објекат, тада у том објекту долази до индукције струја (кондуктивних или поларизационих) и индукције наелектрисања (слободних или везаних), у зависности од природе објекта. Ове струје и наелектрисања представљају нове изворе зрачења, што представља секундарно поље. Примарно и секундарно поље формирају резултантно (дифракционо) поље. На овај начин се формално објекат може сматрати секундарном антеном, која је напајана индукованим струјама и оптерећењима. Поље зрачења секундарне антене се најчешће назива рефлектовано поље или рефлектовани талас. Ако се изврши детекција присуства рефлектованог таласа одговарајућим пријемником, тада је истовремено и детектовано присуство објекта у простору, односно извршена је детекција циља [48].

Применом радара као сензора могуће је добити различите информације о објекту који се налази у електромагнетном пољу. Неке од тих информација су информација о даљини, радијалној брзини, правцу из кога се објекат види у односу на радар, величини и облику објекта [49].

Радари се најчешће користе као [50]:

- осматрачки,
- радари за праћење циљева и
- радари који генеришу слику.

Осматрачки радари омогућавају детекцију радарског циља и одређивање његове позиције. Радари за праћење дају информације о трајекторији радарског циља. Радари који генеришу слику праве дводимензионалну слику циља или сцене и углавном се постављају на покретним платформама.

У односу на врсту сигнала која се емитује, радари се могу поделити на:

-
- импулсне радаре и
 - радаре са континуалним зрачењем.

Импулсни радары емітују низ правоуганих імпульса, док радары са континуалним зрачењем користе за свој рад континуални синусоїдални сигнал. Імпулсни радары могу быти без кампресіје імпульса і са кампресіјом імпульса. Кампресіја імпульса се уводи рады побољшања резолуціје по даљіні.

Осмаірачки імпулсни радары се могу класіфікуваты у адносу на імењені тып абраде радарскіх сігнала:

- абрада радарскіх сігнала по даљіні і
- Доплерова абрада радарскіх сігнала.

Разліка у ова два тыпа абраде сігнала се адносі на то да лі се вршы абрада поједіначног ірміљеног імпульса ілі се абрада вршы над нізом імпульса (Доплерова абрада).

Доплерова абрада радарскіх сігнала може быі:

- селекціја покретніх цілјева,
- процена спектра (банке філіара ілі брза Фуріјеова ірансформација) і
- віременско – фреквенціјска ірансформација.

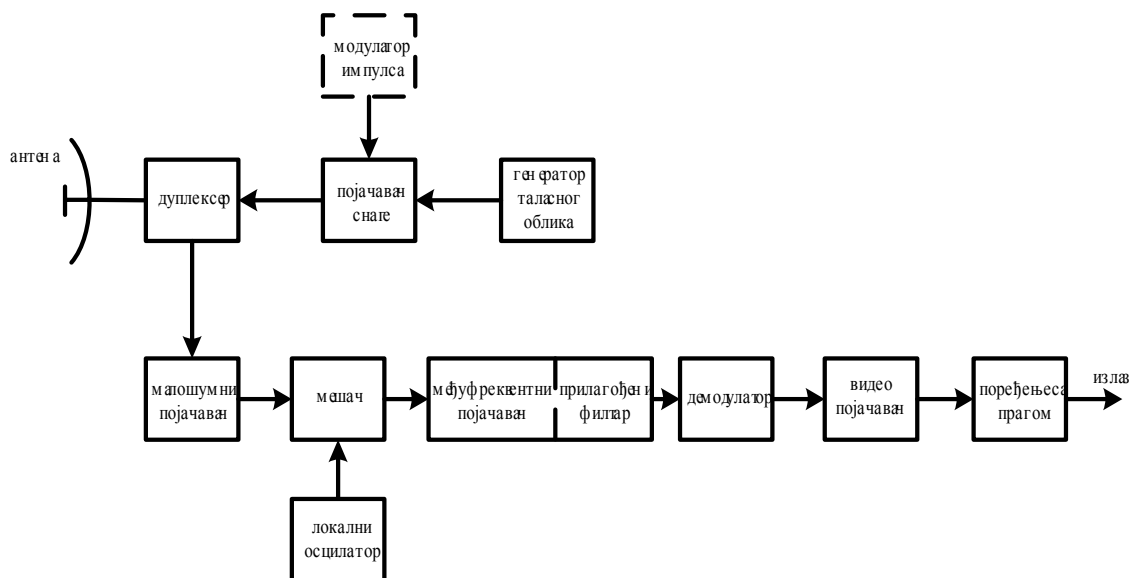
На основу фреквенціје понављања імпульса, осмаірачки імпулсни радары се могу поделіі на радары са малом, срьдњом і вісоком фреквенціјом понављања імпульса.

У овој дісеріаціі корішћен је імпульсно – Доплеров радар са вісоком фреквенціјом понављања імпульса без унутарімпульсне модулаціје. У наставку су даіе основне релације, као і начін організације података за абраду сігнала у модернім радарыма. После тога, діталньіје је размаіран ірнціп рада імпульсно – Доплеровог радара і мікро-Доплерова сігнатура цілја.

2.1. Основні деловы радарског сістема і дефінісање појмова

Конвенціоналні радарскі сістем је ілуірован на сліці 2.1, [50]. Радарскі сігнал је генерісан у іредајніку і ізрачен у слободні іростор іреко антене. Іредајнік је најчешће реалізован као појачавач снаге (кліірон ілі іранзіісторскі појачавач) ілі као снажні осцілатор (магнетрон). Радарскі сігнал мале снаге се генеріше у генератору таласног обліка, коі је затім улазні сігнал у појачавач снаге.

У већини појачавача снаге модулатор укључује и искључује предајник синхронизовано са улазним импулсима.



Слика 2.1. Блок дијаграм конвенционалног импулног радара са суперхетеродинским пријемником

Излазни сигнал из предајника се преко таласовода доводи на антену одакле се зрачи у слободни простор. Антене могу бити механички закривљени параболични рефлектори, механички закривљени планарни низ или електронски управљани фазни низ. При предаји параболични рефлектори фокусирају енергију у узак сноп. Фазни низ антена је скуп великог броја малих елемената за зрачење чији се сигнали комбинују у простору како би се направио израчени равански талас. Коришћењем померача фазе у сваком зрачећем елементу, електронски управљан фазни низ може значајно променити правац антенског зрака у простору без механичког помераја антене. Ротација антене осматрачког радара по азимуту за пун круг се назива антенски скен.

Дуплексер је уређај који омогућава коришћење исте антене за предају и пријем сигнала тако да се сигнал велике снаге приликом предаје води ка антени, а не ка пријемнику, и обратно.

Пријемник радарског сигнала се у већини случајева реализује као суперхетеродински. Након пријема сигнала антеном и његовог проласка кроз дуплексер, врши се појачање примљеног сигнала малошумним појачавачем. Мешач и локални осцилатор врше транслацију примљеног радарског сигнала на међуфреквенцију, који се затим појачава у међуфреквентном појачавачу. Под спектралном ширином сигнала суперхетеродинског пријемника се подразумева спектрална ширина сигнала на међуфреквенцији. Међуфреквентни појачавач се може

пројектовати као прилагођени филтар, односно тако да омогући максимални однос сигнал – шум. Услед овога, прилагођени филтар омогућава максималну детекцију слабих ехо импулса и слабљење шума.

Сигнал са излаза међуфреквентног појачавача се води на демодулатор чија се улога састоји у раздвајању модулисаног сигнала од сигнала носиоца на међуфреквенцији. Демодулатор може бити реализован као детектор амвелопе (радари са обрадом по даљини) или као детектор фазе (радари са Доплеровом обрадом). Након демодулације, добијени сигнал се појачава у видео појачавачу.

Одлука о присуству циља доноси се на основу амплитуде сигнала на излазу видео појачавача. Ако је овај сигнал већи од предефинисаног прага, доноси се одлука да је циљ присутан; и супротно, ако је сигнал на излазу пријемника мањи од прага, сматра се да је присутан само шум. Ниво прага се поставља тако да је број преласка прага услед лажних аларма у одсуству сигнала (вероватноћа лажног аларма) испод одређене вредности. Када доминира шум пријемника, односно када је ниво шума константан, поређењем са предефинисаним прагом остварује се жељена вероватноћа лажног аларма. Ако је у питању спољни шум (неочекивана интерференција сигнала или намерно ометање шумом) или ако су ехо сигнали од природног окружења (клатер) већег интензитета од шума пријемника, праг се мора адаптивно одређивати како би се одржала константном вероватноћа појаве лажних аларма. Адаптивно одређивање прага детекције се остварује пријемником са константном вероватноћом појаве лажних аларма (constant false alarm rate – CFAR).

Уобичајено радар прима велики број ехо импулса од циља. Процес сабирања примљених импулса како би се остварио већи однос сигнал – шум пре детекције циља се назива интеграција. Интеграција више импулса може бити кохерентна или некохерентна, [50]. Некохерентна интеграција омогућава сабирање само амплитуда примљеног сигнала, док кохерентна интеграција врши сабирање амплитуда примљеног сигнала у зависности од његове фазе.

Поред блокова приказаних на слици 2.1, радар може садржати и друге блокове специфичне намене, као што је филтар који врши селекцију покретних циљева чија је улога у слабљењу дела радарског сигнала који потиче од клатера. Рад овог филтра је заснован на чињеници да је брзина клатера јако мала, те се на тај начин могу издвојити покретни циљеви од непокретног клатера.

Радари могу радити на различитим фреквенцијама уз коришћење различитих поларизација. У табели 2.1 приказане су ознаке фреквенција радарских сензора, [48].

<i>Ознака фреквенцијског опсега</i>	<i>Номинални фреквенцијски опсег</i>
HF	3 MHz – 30 MHz
VHF	30 MHz – 300 MHz
UHF	300 MHz – 1000 MHz
L	1 GHz – 2 GHz
S	2 GHz – 4 GHz
C	4 GHz – 8 GHz
X	8 GHz – 12 GHz
K _u	12 GHz – 18 GHz
K	18 GHz – 27 GHz
K _a	27 GHz – 40 GHz
V	40 GHz – 75 GHz
W	75 GHz – 110 GHz

Табела 2.1. IEEE стандард за ознаку фреквенцијских опсега сигнала носиоца радарских сензора

2.1.1. Радарска једначина

Примљена снага моностатичким радарским сензором P_r се може изразити у функцији вршне предајне снаге P_t , добитка антене G , таласне дужине емитованог сигнала λ , радарске рефлексне површине радарског циља σ и удаљености радарског сензора и циља R као, [50]:

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4}. \quad (2.1)$$

Овај израз се у литератури може срести под називом радарска једначина.

У идеалном случају примљени сигнал од радарског циља се може појачати довољним износом појачања како би могао бити приказан на детектору или бити у динамичком опсегу A/D конвертора. Услед постојања шума ово није практично изводљиво. Шум представља сигнал случајне амплитуде и случајне фазе. Извори шума могу бити различити (космички шум, шум услед Сунца, шум од земљине површине), али је далеко најзначајнији термички шум. Термички шум потиче од кретања електрона услед Брауновог кретања у колима пријемника и овај шум је униформно расподељен по свим радарским фреквенцијама. Међутим, термички шум чије су фреквенције унутар опсега фреквенција које се могу детектовати радарским пријемником могу утицати на перформансе радара. Опсег фреквенција који се могу детектовати радарским пријемником је одређен спектралном ширином пријемника, B . На основу овога снага

термичког шума у радарском пријемнику P_n се може изразити у функцији стандардне температуре T_0 , фактора шума пријемника F и спектралне ширине пријемника B као:

$$P_n = kFT_0B, \quad (2.2)$$

при чему је k Болманова константа ($k = 1.38 \cdot 10^{-23}$ Ws/K).

Радарска једначина моностатичког радара за један примљени импулс се може изразити и преко односа сигнал – шум (SNR), [50]:

$$SNR = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4 kFT_0B}. \quad (2.3)$$

Како би се извршила детекција радарског сигнала, однос сигнал – шум примљеног сигнала мора бити већи од неког минималног односа сигнал – шум q , [48]. Минимални однос сигнал – шум за један импулс је функција вероватноће детекције радарског циља, P_d , и вероватноће лажног аларма, P_{fa} , $q = f(P_d, P_{fa})$. На основу овога максимални домет радара је:

$$R_{\max} = \sqrt[4]{\frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 kFT_0Bq}}. \quad (2.4)$$

Ако радар емитује сигнал фреквенције $f_t = 16.8$ GHz вршне предајне снаге $P_t = 10$ mW, ширина импулса емитованог сигнала је $\tau = 14.63$ μ s, док је усмереност антене $G = 32$ dB и радарска рефлексна површина $\sigma = 1$ m², а стандардна температура система $T_0 = 290$ K, фактор шума $F = 10$ и минимални однос сигнал – шум $q = 10$ dB, тада је максимални домет радара око $R_{\max} = 620$ m.

Најчешће радарски сензор прима више импулса од радарског циља и на тај начин се повећава снага пријемног сигнала. Ако је примењена кохерентна обрада сигнала, однос сигнал – шум кохерентне интеграције n_p импулса, $SNR_c(n_p)$, у идеалном случају је n_p пута већи од односа сигнал – шум при обради једног импулса, $SNR_c(1)$:

$$SNR_c(n_p) = n_p SNR_c(1). \quad (2.5)$$

Користећи (2.5) радарска једначина за систем који врши кохерентну обраду n_p импулса се може написати у облику:

$$SNR_c(N) = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma n_p}{(4\pi)^3 R^4 kFT_0 B} \quad (2.6)$$

Кохерентном обрадом око $n_p = 500$ импулса за параметре радара као у претходном примеру, максимални домет радара износи око $R_{\max} = 3 \text{ km}$.

У (2.3), односно (2.6) нису урачунати губитке снаге. У пракси се често дешава да је снага примљеног сигнала мања од снаге предвиђене радарском једначином. Укупни губици снаге радарског система L_s се могу изразити у функцији од губитака при предаји сигнала L_t , губитака услед атмосферске апсорпције L_a , губитака у пријемнику L_r и губитака при обради сигнала L_{sp} као:

$$L_s = L_t L_a L_r L_{sp} \quad (2.7)$$

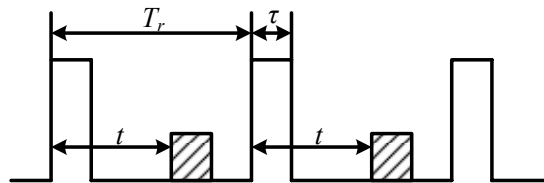
Урачунавајући губитке радарска једначина се може написати као:

$$SNR = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4 kFT_0 B L_s} \quad (2.8)$$

У доступној литератури [50] може се наћи детаљније разматрање појаве губитака у радарском систему.

2.1.2. Мерење удаљености радарског циља и радарског сензора

Принцип мерења удаљености радарског циља и радарског сензора импулсним радаром приказан је на слици 2.2, [51].



Слика 2.2. Принцип мерења удаљености радарског циља и радарског сензора импулсним радаром

Импулсни радар емитује импулсе трајања τ са периодом понављања импулса T_r (Pulse Repetition Interval - *PRI*). На основу овога је фреквенција понављања импулса (Pulse Repetition Frequency - *PRF*):

$$PRF = \frac{1}{PRI} \quad (2.9)$$

Случајни ехо сигнал од радарског циља се враћа након времена t . Како се електромагнетни таласи простиру брзином светлости c и узимајући у обзир да је потребно да електромагнетни талас пређе растојање од радарског сензора до радарског

циља и назад, то се удаљеност радарског сензора и радарског циља R може изразити као:

$$R = \frac{ct}{2}. \quad (2.10)$$

За време предаје импулса није могуће примити радарски сигнал. Услед тога минимална даљина R_{min} која се може детектовати радарским сензором је:

$$R_{min} = \frac{c\tau}{2}. \quad (2.11)$$

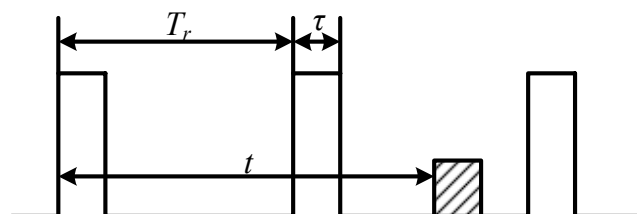
У пракси ова минимална даљина је нешто већа, услед чињенице да је у (2.11) потребно укључити и време потребно да се у дуплексеру изврши пребацивање из режима предаје у режим пријема сигнала. Најчешће је ово време знатно мање од трајања импулса.

Ако се радарски сигнал који потиче од радарског циља појави на антени у тренуцима када се емитује наредни импулс, овај сигнал неће бити примљен импулсним радаром услед искључења пријемног дела. Оваква појава се назива еклипсија примљеног радарског сигнала и може бити потпуна (није примљен ниједан део сигнала) или делимична (примљен је само део сигнала). Посматрајући на овај начин, постоји читав низ даљина које се не могу детектовати импулсним радаром и ове даљине се називају „слепим даљинама“, R_{blind} . „Слепе даљине“ се могу одредити као:

$$R_{blind} = x \frac{cPRI}{2}, \quad (2.12)$$

при чему је x цео број.

Ако сви ехо сигнали од радарског циља долазе у току једног пријемног периода тада се удаљеност радарског сензора и радарског циља може одредити једнозначно. Ако радарски систем може детектовати радарске циљеве на довољно дугим растојањима, тада се може догодити да се рефлектовани импулс од радарског циља прими када је други импулс емитован. Овај случај је приказан на слици 2.3.



Слика 2.3. Вишезначност мерења удаљености радарског сензора и радарског циља

Одређена удаљеност радарског сензора и радарског циља у овом случају је далеко мања од праве удаљености. Ова појава се назива вишезначност мерења удаљености радарског сензора и радарског циља, те је максимална једнозначна удаљеност радарског сензора и радарског циља, R_{mi} :

$$R_{mi} = \frac{cPRI}{2} = \frac{c}{2PRF}. \quad (2.13)$$

За повећање једнозначне удаљености, пожељно је да фреквенција понављања импулса буде што мања, односно да временски период између два суседна импулса буде што већи.

Поред ових величина за мерење удаљености радарског сензора и радарског циља, једна од мера перформанси радарског система је и резолуција по даљини. Ова величина указује на могућност раздвајања два радарска циља. Ако је време доласка ехо импулса који потичу од два циља веће од трајања импулса τ , радарски систем ће бити у стању да правилно детектује присуство оба циља; у супротном, ако је време доласка ехо импулса мање од трајања импулса τ , радарски систем ће оба сигнала прогласити једним циљем. На основу овога резолуција радарског система по даљини, ΔR , дефинише се као:

$$\Delta R = \frac{c\tau}{2}. \quad (2.14)$$

2.1.3. Мерење брзине радарског циља у односу на радарски сензор

Ако постоји релативно кретање радарског сензора и радарског циља, фреквенција примљеног ехо сигнала се разликује од фреквенције предајног радарског сигнала услед Доплеровог ефекта, [49]. Ако се посматра моностатички радар (предајник и пријемник радарског сигнала се налазе на истом месту) који се не креће и емитује радарски сигнал фреквенције f_t и радарски циљ који се креће радијалном брзином v_r у односу на радар, тада се фреквенција примљеног ехо сигнала f_r може изразити као:

$$f_r = \frac{1 + v_r / c}{1 - v_r / c} f_t. \quad (2.15)$$

Ако су брзине кретања радарског циља знатно мање од брзине светлости, (2.15) се може упростити:

$$f_r = \left(1 + \frac{2v_r}{c}\right) f_t. \quad (2.16)$$

Разлика између примљене и предајне фреквенције се назива Доплерова фреквенција или Доплеров померај, f_D :

$$f_D = \frac{2v_r}{c} f_t = \frac{2v_r}{\lambda}, \quad (2.17)$$

при чему је λ таласна дужина емитованог сигнала.

За моностатичке радаре, Доплеров померај је пропорционалан компоненти брзине на правцу осматрања радара, односно радијалној брзини v_r . Радијална брзина се може добити као:

$$v_r = \mathbf{v} \cdot \mathbf{n} = v \cos \psi, \quad (2.18)$$

при чему је \mathbf{v} вектор брзине радарског циља, \mathbf{n} јединични вектор који одговара правцу осматрања радара, v интензитет вектора брзине и ψ угао који заклапа вектор брзине и правац осматрања радара. Доплеров померај је максималан када се радарски циљ креће на правцу осматрања радара ($\psi = 0$), док је Доплерова фреквенција једнака нули без обзира на брзину циља ако је правац кретања циља ортогоналан у односу на правац осматрања радара ($\psi = \pi / 2$).

Радар емитује сигнал $x(t)$ који се може представити као:

$$x(t) = a(t) e^{j2\pi f_t t}, \quad (2.19)$$

где је f_t фреквенција емитованог сигнала и $a(t)$ амплитуда импулса. Ако се радарски циљ креће константном радијалном брзином v_r , тада се његова удаљеност од радарског сензора, $R(t)$, може изразити као:

$$R(t) = R_0 - v_r t, \quad (2.20)$$

при чему је R_0 почетна удаљеност радарског сензора и радарског циља. Занемарујући смањење амплитуде радарског ехо сигнала у односу на предајни ехо сигнал $x(t)$, радарски ехо сигнал $y(t)$ се може изразити као:

$$y(t) = x\left(t - \frac{2R(t)}{c}\right). \quad (2.21)$$

Сменом (2.20) у (2.21), примљени радарски ехо сигнал се може изразити као:

$$y(t) = a\left(t - \frac{2(R_0 - v_r t)}{c}\right) e^{j2\pi f_t \left(t - \frac{2(R_0 - v_r t)}{c}\right)}. \quad (2.22)$$

Занемарујући компресију анvelope примљеног ехо сигнала у односу на предајни ехо сигнал, (2.22) се може написати у облику:

$$y(t) = a \left(t - \frac{2R_0}{c} \right) e^{j2\pi f_c t} e^{-j2\pi \frac{2R_0}{c}} e^{j2\pi \frac{2v_r t}{c}}. \quad (2.23)$$

У (2.23) први експоненцијални израз представља предајну фреквенцију радарског сигнала, други експоненцијални израз представља константну промену фазе примљеног радарског сигнала у односу на предајни сигнал, док трећи израз у експоненту представља Доплеров померај фреквенција.

На основу (2.23) може се закључити да је информација о Доплеровој фреквенцији f_D садржана у фази примљеног радарског сигнала $\Phi(t)$, односно:

$$f_D = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi(t)}{dt}, \quad (2.24)$$

Нумеричке вредности Доплеровог помераја су веома мале у поређењу са радарским фреквенцијама уколико је примљен само један импулс. Један од начина детекције Доплерових фреквенција је мерење фазних помераја над више периода понављања импулса (*PRI*). На тај начин се обезбеђује далеко веће време осматрања и повећава Доплерова резолуција. Доплерове фреквенције се могу искористити за детекцију покретних радарских циљева у присуству сигнала велике амплитуде који потичу од клатера.

Одређивање Доплерове фреквенције се врши најчешће применом дискретне Фуријеове трансформације (Discrete Fourier Transform – DFT). Ако се користи импулсни радар, периода добијања информација о радарском циљу (периода одабирања) једнака је периоди понављања импулса, *PRI*. Како би се избегао ефекат преклапања спектра (*aliasing*), на основу Никвистове теореме максимална Доплерова фреквенција $f_{D\max}$ мора бити једнака једној половини фреквенције понављања импулса, *PRF*:

$$f_{D\max} = \frac{PRF}{2}. \quad (2.25)$$

Сменом (2.17) у (2.25), максимална радијална брзина циља $v_{r\max}$ која се може детектовати применом импулног радара таласне дужине λ и фреквенције понављања импулса *PRF* је:

$$v_{r\max} = \frac{\lambda PRF}{4}. \quad (2.26)$$

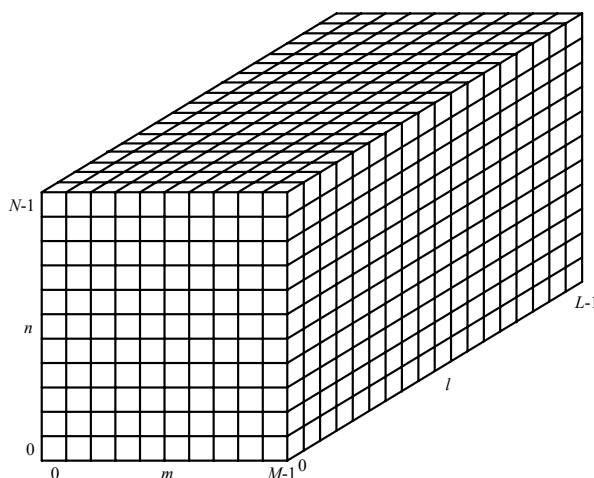
Услед периодичног понављања спектра сигнала, постоји читав низ брзина које није могуће детектовати импулсним радаром. Ове брзине се често називају „слепе“ брзине:

$$v_{blind} = x \frac{\lambda PRF}{4} \quad (2.27)$$

при чему је x цео број.

2.2. Организација података у обради радарских сигнала

Основни задатак радарског сензора је одређивање тродимензионалних сферних координата радарског циља (удаљеност, угао азимута и угао елевације), [49]. Поред овог задатка често радарски сензори могу обрађивати сигнале применом Фуријеове трансформације (одређивање Доплеровог помераја) или пријемног канала у случају низа антена (одређивање угла доласка сигнала). Модерни радарии примењују дигиталну обраду сигнала, те се поставља питање избора периоде одабирања, као и организације података у обради радарских сигнала.

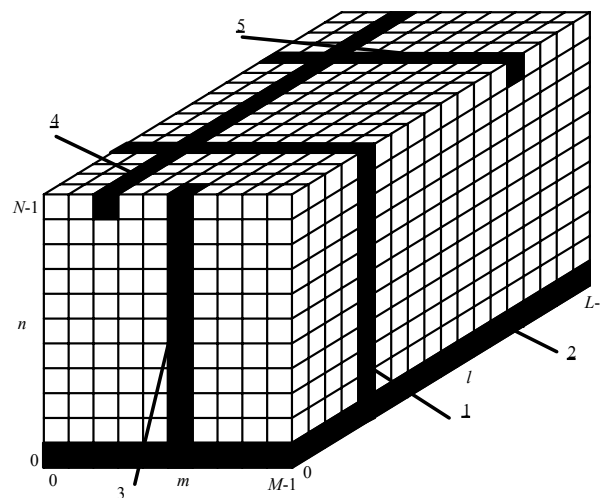


Слика 2.4. Уопштена шема прикупљања података за обраду сигнала вишеканалног импулсног радара

Импулсни радарии имају неколико различитих и независних периода одабирања сигнала. На слици 2.4 приказана је уопштена стратегија организације података добијених импулсним радаром који има више пријемних канала. Радар емитује периодичну серију импулса периодом понављања импулса (PRI), односно фреквенцијом понављања импулса (PRF). PRF је реда величине од неколико стотина Hz до неколико десетина или стотина kHz. У делу времена између импулса, примљени сигнал са сваког канала антене се одабира високом учестаношћу (реда стотина kHz до неколико десетина MHz). Након извршеног одабирања са сваког

канала пријемника, скуп ових података се сврстава у један ред структуре $y[l, m, n]$, која се назива *datacube*. Скуп података добијеног истим каналом и следећим импулсом се сврстава у наредни ред истог слоја. Овакав поступак се понавља за сваких M импулса, при чему M представља интервал кохерентне обраде сигнала (*Coherent Processing Interval, CPI*). Оваква стратегија прикупљања података омогућава добар концептуални модел за разумевање различитих принципа дигиталне обраде радарских сигнала и имплементирана је у већини модерних радарских процесора. l -та димензија се понекад назива *fast-time* оса док се m -та димензија назива *slow-time* оса. Називи ових оса потичу од велике разлике у периодама одабирања дуж ових оса, док n -та димензија представља просторно одабирање.

Велики број операција обраде радарских сигнала се може сматрати обрадом једнодимензионих подвектора или дводимензионих подматрица структуре *datacube*. На слици 2.5 приказане су неки од начина обраде радарских сигнала.



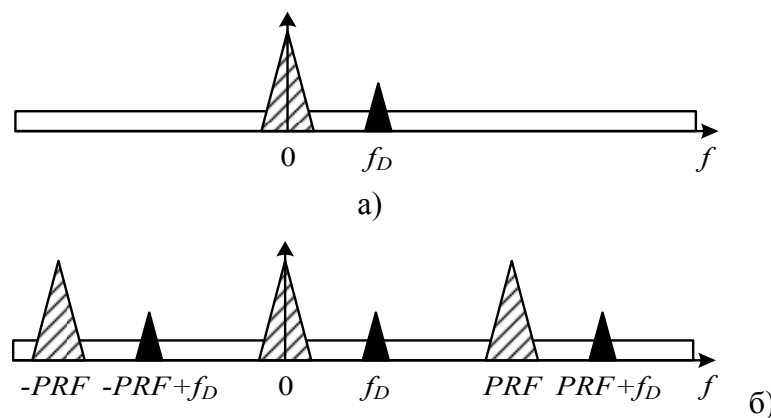
Слика 2.5. Начини обраде радарских сигнала (1 – STAP, 2 – SAR, 3 – формирање радарског зрака, 4 – компресија импулса, 5 – Доплерова обрада)

Просторно – временска адаптивна обрада радарских сигнала (*Space – Time Adaptive Processing, STAP*) се може посматрати као дводимензионална здружена обрада сигнала по пријемном каналу и примљеном импулсу (ознака 1 на слици 2.5), док се формирање SAR (*Synthetic Aperture Radar*) слике може посматрати као здружена обрада по *fast-time* и *slow-time* оси (ознака 2 на слици 2.5). Алгоритми за формирање зрака представљају обраду радарских сигнала прикупљених по свим каналима радарског пријемника од истог импулса (ознака 3 на слици 2.5), док се алгоритми за компресију импулса користе за обраду сигнала по *fast-time* оси (ознака 4 на слици 2.5). Доплерова обрада сигнала (ознака 6 на слици 2.5) се обавља обрадом више примљених импулса по

slow-time оси. Радар коришћен у овом истраживању је импулсно – Доплеров радар, те је у овом делу нарочита пажња Доплеровој обради сигнала импулсних радара.

2.3. Доплерова обрада сигнала импулсних радара

Доплерова обрада радарских сигнала представља коришћење информације о Доплеровом померају фреквенције ради издвајања брзине радарског циља. Овај тип обраде радарских сигнала се изводи обрадом добијеног сигнала по *slow-time* оси за импулсне радаре у оквиру једне резолуционе ћелије или обрадом добијеног сигнала радарима са континуалним зрачењем. Спектрални садржаји примљени радаром са континуалним зрачењем, односно импулсним радаром приказани су на слици 2.6



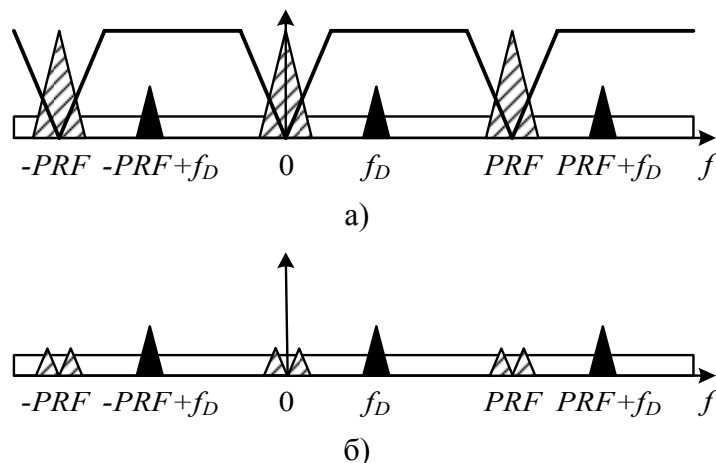
Слика 2.6. Спектрални садржај радарског сигнала примљеним: а) радаром са континуалним зрачењем, б) импулсним радаром

У спектралном садржају радарског сигнала примљеним радаром са континуалним зрачењем (слика 2.6а) могу се уочити три дела: део који потиче од клатера, део који потиче од шума и део који потиче од покретног радарског циља чија је одговарајућа Доплерова фреквенција f_D . Шум је распрострањен по свим деловима спектра. Клатер најчешће представљају непокретни циљеви велике радарске површине (земљиште, шума и слично). Услед овога, Доплерове фреквенције које потичу од клатера су блиске нули ако радарски сензор није на покретној платформи, док се Доплерове фреквенције које потичу од циља могу појавити било где у спектру. Ако је брзина радарског циља таква да је његова Доплерова фреквенција довољно удаљена од региона у коме преовладава клатер, тада је могуће детектовати покретни циљ уколико је снага Доплерове фреквенције већа само од снаге шума.

Спектрални садржај сигнала примљеним импулсним радаром приказан је на слици 2.6б). Како је примљен дискретни сигнал, спектар примљеног сигнала је

периодичан са периодом PRF . На основу Никвистове теореме одабирања, Доплерова фреквенција која се може детектовати се налази у оквиру $f_D \in [-PRF/2, PRF/2]$.

Две велике класе Доплерове обраде сигнала импулсних радара су селекција покретних циљева (*Moving Target Indication, MTI*) и импулсно – Доплерова обрада радарских сигнала, [50]. Принцип селекције покретних циљева илустрован је на слици 2.7.

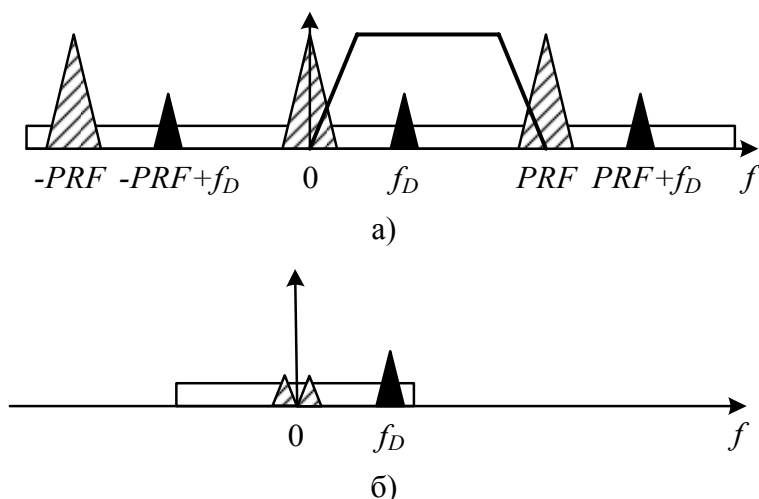


Слика 2.7. а) Спектар сигнала на улазу у блок за селекцију покретних циљева, б) спектар сигнала на излазу из блока за селекцију покретних циљева

Селекција покретних циљева се изводи тако да се радарски сигнал добијен на основу *slow-time* осе пропушта кроз високопропусни дигитални филтар како би се извршило потискивање дела сигнала који потиче од великих непокретних објеката. Ово се најчешће изводи одузимањем сукцесивних импулса, [50].

Импулсно – Доплерова обрада радарских сигнала се разликује од селекције покретних циљева по томе што је филтрација по *slow-time* оси замењена спектралном анализом сигнала за сваку резолуциону ћелију по даљини. Спектрална анализа импулсно – Доплеровог радарског сигнала се најчешће спроводи рачунањем дискретне Фуријеове трансформације (*DFT*) свих одбирака унутар *CPI* у K тачака коришћењем алгоритама брзе Фуријеове трансформације (*Fast Fourier Transform, FFT*). На овај начин одбирцима DFT ($k \in [0, K - 1]$) одговарају Доплерове учестаности $f_D \in [-PRF/2, PRF/2]$, при чему је PRF фреквенција понављања импулса.

Други начин за елиминацију клатера је обрада добијеног сигнала филтром пропусником опсега. На слици 2.8. приказан је спектар сигнала на улазу и излазу овог филтра.



Слика 2.8. а) Спектар сигнала на улазу у филтар пропусник опсега, б) спектар сигнала на излазу из филтра пропусника опсега

Спектар сигнала на улазу у филтар пропусник опсега је периодичан и приказан на слици 2.8а). Пропуштањем овог сигнала кроз континуални филтар пропусник опсега постиже се смањивање нивоа клатера уз добијање континуалног сигнала на излазу. Поређењем спектра континуалног сигнала (слика 2.6а) са сигналом на излазу филтра пропусника опсега (слика 2.8б) може се уочити да је спектрални садржај исти у оба случаја. Услед тога може се сматрати да сва разматрања везана за радаре са континуалним зрачењем важе и за овакав тип импулсног радара.

Мерења добијена у оквиру импулса могу бити вишезначно одређена по даљини (2.13), брзини (2.26) или и по брзини и по даљини. Импулсно – Доплерови радаре често раде у условима који су вишезначно одређени било по једној или обе димензије. На основу (2.13) и (2.26) може се уочити да са повећањем фреквенције понављања импулса, PRF , постиже се једнозначност мерења брзине, уз истовремено смањење једнозначног мерења удаљености; и обратно, смањење PRF узрокује повећање једнозначно одређене удаљености уз смањење једнозначно одређене брзине.

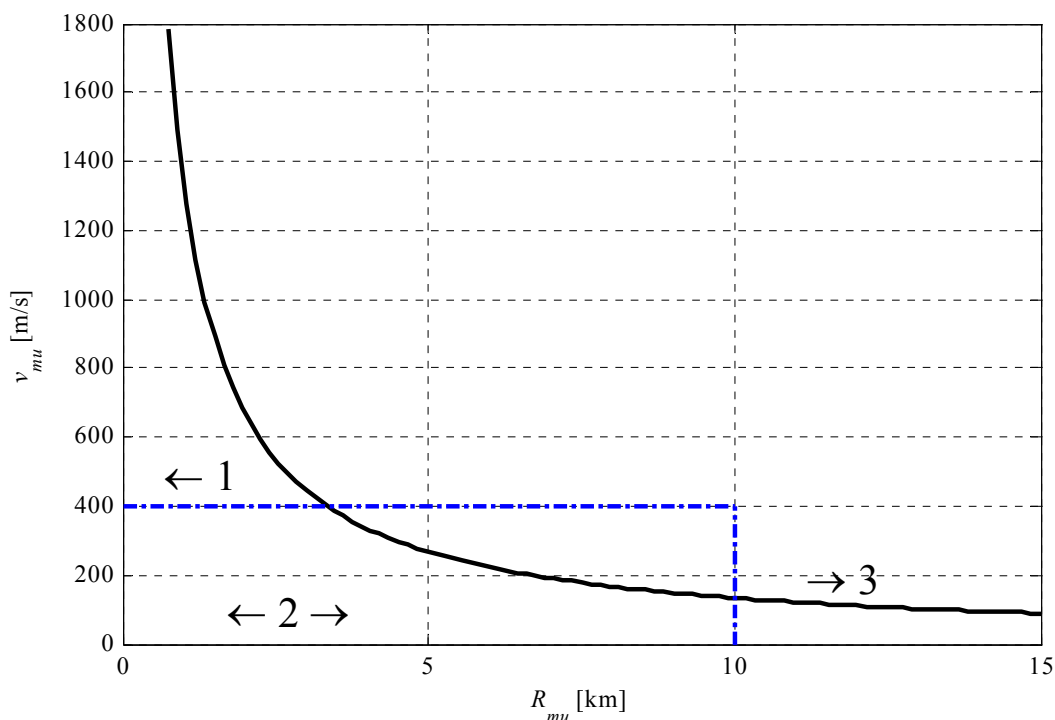
На основу овога импулсно – Доплерови радаре се могу поделити на радаре са:

- високом вредношћу PRF ,
- средњом вредношћу PRF и
- малом вредношћу PRF .

Висока вредност PRF омогућава једнозначно мерење брзине радарског циља, док је мерење удаљености вишезначно. Са друге стране, мала вредност PRF омогућава једнозначно мерење удаљености, док је мерење брзине вишезначно. Средња вредност PRF представља вишезначно мерење и удаљености и брзине, што условљава примену напреднијих техника за обраду сигнала (најчешће употреба вишеструких PRF). Како

коначна вредност PRF узрокује вишезначност и по удаљености и по брзини, границе међу овим категоријама зависе од конкретног сценарија употребе радарског сензора.

Избор PRF је представљен на слици 2.9, при чему пуна линија представља достигнуте комбинације максималне једнозначне удаљености R_{mu} и максималне једнозначне радијалне брзине радарског циља v_{mu} . Анализа је спроведена за радар који ради у K_u опсегу, при чему се PRF мења у границама од 10 kHz до 200 kHz. Ако је радар намењен за детекцију циљева на максималној једнозначној даљини $R_{mu} = 10$ km и максималној једнозначној брзини $v_{mu} = 400$ m/s, тада су одговарајуће фреквенције понављања импулса $PRF = 15$ kHz, односно $PRF = 89,6$ kHz. Ако радар ради са $PRF > 89.6$ kHz, тада се говори о импулсно Доплеровом радару високе PRF ; ако ради са $PRF < 15$ kHz тада је реч о радару мале PRF , док ако је 15 kHz $< PRF < 89.6$ kHz, тада је у питању радар са средњом PRF .



Слика 2.9. Режија рада импулсно – Доплеровог радара за изабрани радар који ради у K_u опсегу (1 – висока PRF , 2 – средња PRF , 3 – мала PRF)

Сваки од различитих режима рада импулсно – Доплерових радара има својих предности и недостатака. На пример, радар са високом PRF омогућавају релативно велику област без клатера, док радар са ниском PRF омогућавају тачно мерење удаљености. У табели 2.2 приказани су неке од предности и недостатака рада импулсно – Доплеровог радара у сваком од режима рада, [50].

<i>Вредност PRF</i>	<i>Предности</i>	<i>Недостаци</i>
мала	<ul style="list-style-type: none"> • прецизно мерење удаљености • добра резолуција по даљини • потискивање клатера примљеног бочним лобовима • једноставна обрада сигнала 	<ul style="list-style-type: none"> • мала једнозначно одређена брзина • слаба могућност детекције у појединим режима рада авионских радара • захтевана велика вршна снага при предаји или компресија импулса
средња	<ul style="list-style-type: none"> • добра детекција у широком опсегу Доплерових фреквенција • добро потискивање клатера у главном лобу и бочним лобовима • тачно мерење удаљености • смањена еклипсија радара у поређењу са радарима високе PRF 	<ul style="list-style-type: none"> • клатер у бочним лобовима на свим фреквенцијама • велики број комбинација PRF и ширине импулса • комплексна обрада сигнала за једнозначно мерење удаљености и брзине • слабе перформансе за сигнале од великих циљева примљених у бочним лобовима
висока	<ul style="list-style-type: none"> • велика средња снага • једнозначно одређене брзине • потискивање клатера у главном лобу без одбацивања циљева 	<ul style="list-style-type: none"> • мала максимална једнозначна брзина • повећана еклипсија радарских циљева • комплексно одређивање удаљености • смањена осетљивост за циљеве мале брзине услед присуства клатера

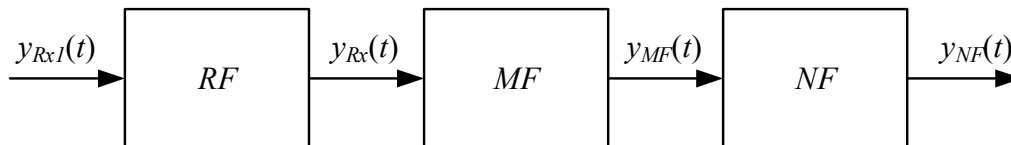
Табела 2.2. Предности и недостаци импулсно – Доплерових радара у зависности од вредности PRF

2.4. Опис рада радарског сензора коришћеног у истраживању

У овом истраживању је коришћен кохерентни импулсно – Доплеров радар високе фреквенције понављања импулса. Радар је намењен за детекцију покретних циљева на земљишту на малим даљинама. Радар ради у K_u опсегу и емитује сигнал фреквенције $f_i = 16.8 \text{ GHz}$ и средње снаге $P_a = 5 \text{ mW}$. Избор опсега рада радара извршен је на основу чињенице да су у овом случају примљене Доплерове фреквенције у звучном опсегу, те се детекција и класификација циљева може извршити преслушавањем Доплеровог сигнала. Ширина импулса емитованог сигнала је $\tau = 14.63 \mu\text{s}$, док је фреквенција понављања импулса $PRF = 34.18 \text{ kHz}$. Резолуција овог радара по даљини износи $\Delta R = 150 \text{ m}$, по елевацији $\Delta \varepsilon = 7.5^\circ$ и по азимуту $\Delta \varphi = 5^\circ$. Као антена користи се непокретна параболична антена са вертикалном поларизацијом чија је усмереност $G = 32 \pm 2 \text{ dB}$. На основу ових карактеристика, радарски сензор омогућава детекцију особа на даљинама до $R_o = 2 \text{ km}$ и детекцију возила на даљинама

до $R_v = 3 \text{ km}$, док је максимална брзина радарских циљева која се може детектовати $v_m = 70 \text{ km/h}$. Детаљнији опис овог радара може се наћи у [53].

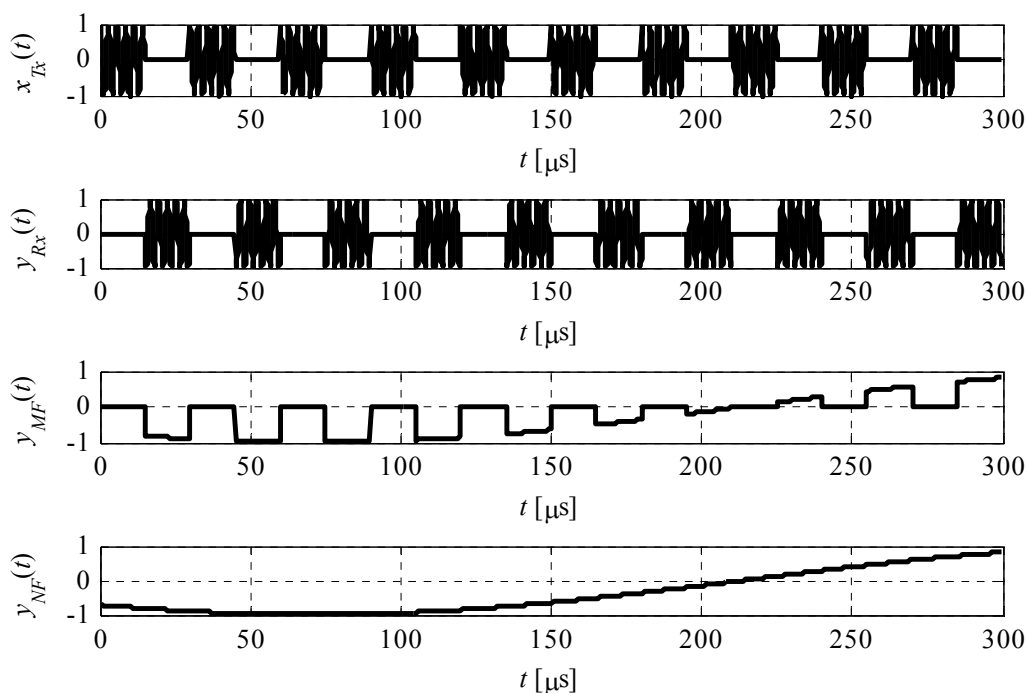
Елементарна блок шема пријемног канала импулсно – Доплеровог радара коришћеног у истраживању приказана је на слици 2.10, [2].



Слика 2.10. Елементарна блок шема импулсно Доплеровог радара коришћеног у истраживању

У пријемном каналу радара, радарски сигнал са антене, $y_{RxI}(t)$, се из радиофреквентног (RF) опсега транслира наниже у међуфреквенцијски опсег, $y_{Rx}(t)$. Овај сигнал садржи две компоненте: међуфреквенцијску компоненту и компоненту која је последица Доплеровог ефекта, при чему је информација о Доплеровој фреквенцији садржана у фази овог сигнала. У међуфреквенцијском (MF) блоку врши се промена почетне фазе сигнала $y_{Rx}(t)$ у промену амплитуде сигнала $y_{MF}(t)$ од импулса до импулса. Ово је остварено множењем сигнала $y_{Rx}(t)$ са међуфреквенцијским сигналом и након проласка кроз нископропусни филтар добијен је сигнал $y_{MF}(t)$. Након проласка сигнала $y_{MF}(t)$ кроз нископропусни филтар (NF), добијени континуални сигнал $y_{NF}(t)$ се даље води на аудио излаз и слушалице. Преслушавањем сигнала $y_{NF}(t)$, оператор доноси одлуку о присуству циља и врши његову класификацију. Сигнал $y_{NF}(t)$ се често у литератури назива аудио – Доплеров сигнал.

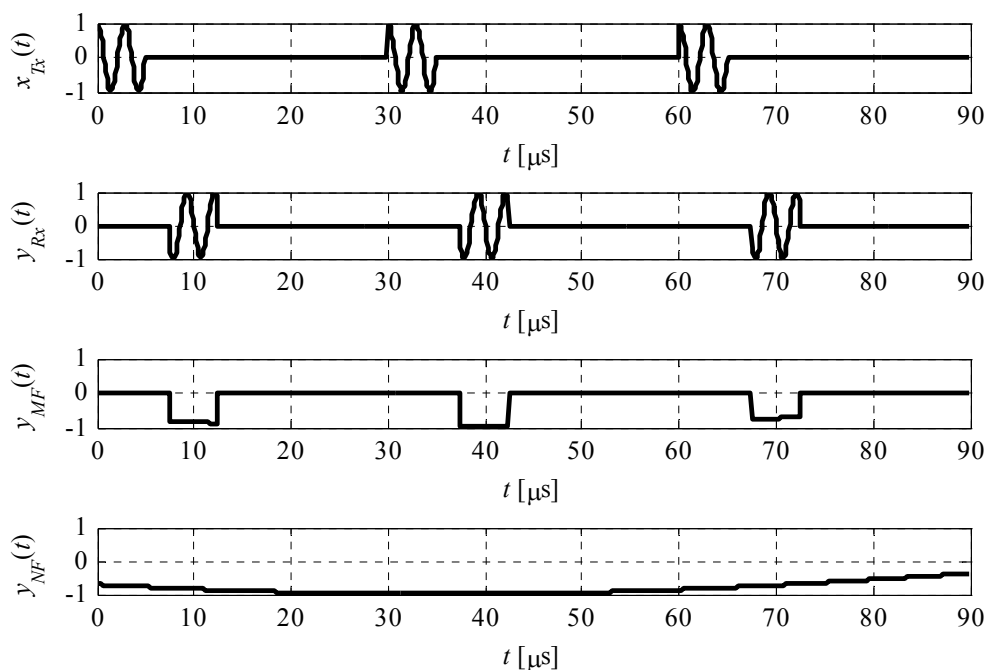
Импулсно – Доплеров радар коришћен у овом истраживању може радити у два режима рада: „претраживање“ и „даљиномер“. У режиму рада „претраживање“ се врши детекција покретних циљева, док се удаљеност радарског циља од сензора не може одредити при чему се задани сектор осматрања непрестано скенира главним снопом антене. У овом режиму рада трајање предајног импулса једнако је трајању паузе, те у овом режиму долазе до изражаја особине радара са континуалним зрачењем. На слици 2.11 илустровани су карактеристични сигнали импулсно – Доплеровог радара коришћеног у овом истраживању када ради у режиму рада „претраживање“.



Слика 2.11. Карактеристични сигнали импулсно – Доплеровог радара коришћеног у истраживању у режиму рада „претраживање“

Трајање предајног импулса $x_{Tx}(t)$ је једнако трајању паузе у режиму рада „претраживање“, при чему је радарски пријемник искључен за време предаје, а укључен за сво време пријема. Конверзијом примљеног сигнала из RF опсега у MF опсег, добијен је сигнал $y_{Rx}(t)$. На изласку из MF блока приказаног на слици 2.10, добијен је сигнал $y_{MF}(t)$ који је приказан на слици 2.11. Овај сигнал се затим пропушта кроз нископропусни филтар и добијени аудио – Доплеров сигнал $y_{NF}(t)$ се води на слушалице. Тренутна фреквенција сигнала $y_{NF}(t)$ је сразмерна радијалној брзини циља. Преслушавањем сигнала у слушалицама оператер доноси одлуку о детекцији и врши класификацију радарског циља.

Након детекције покретног радарског циља у режиму „претраживање“, оператер одређује удаљеност радарског циља од сензора у режиму „даљиномер“. У овом режиму се користе особине импулсних радара, док је за мерење удаљености потребан услов да циљ буде осветљен сво време главним снопом антене. На слици 2.12 илустровани су карактеристични сигнали импулсно – Доплеровог радара коришћеног у овом истраживању када ради у режиму рада „претраживање“.



Слика 2.12. Карактеристични сигнали импулсно – Доплеровог радара коришћеног у истраживању у режиму рада „даљиномер“

Преласком импулсно – Доплеровог радара у режим рада „даљиномер“ скраћује се време трајања импулса (на пример $\tau = 5 \mu\text{s}$), док периода понављања импулса остаје непромењена. Радарски пријемник се укључује у краћем интервалу који је једнак времену трајања импулса („пријемни прозор“), што има за последицу пријем комплетног радарског ехо сигнала или једног његовог дела. У овом стању предајник и пријемник остају одређени период времена док оператер не донесе одлуку о детекцији циља. Уколико циљ није присутан у делу времена када је пријемник укључен, оператер помоћу регулатора укључује предајник у неком другом временском интервалу. Овај поступак се понавља док се не пребрише читав опсег једнозначних даљина. Појава аудио – Доплеровог сигнала је последица присуства циља у одређеном делу простора. Након појаве овог сигнала оператер фино подешава положај „пријемног прозора“ све до тренутка док аудио – Доплеров сигнал не постане максимално јасан. У том тренутку оператер са одговарајуће скале врши читавање удаљености радарског циља од сензора. На овај начин се може детектовати и већи број циљева, довољно размакнутих по даљини на истом правцу.

Мерење удаљености циља узрокује смањење брзине, или чак заустављање скенирања, јер је потребно довољно времена како би се добио јасан аудио – Доплеров сигнал од циља. На овај начин се погоршавају неке тактичке карактеристике радара, пре свега време претраживања сектора осматрања. Са друге стране, оператер доноси

одлуку о присуству и врсти радарског циља без употребе видео показивача. Аутоматска детекција, праћење и класификација покретних циљева представљају могућности за модификацију и унапређење рада овог радара.

2.5. Микро-Доплеров ефекат

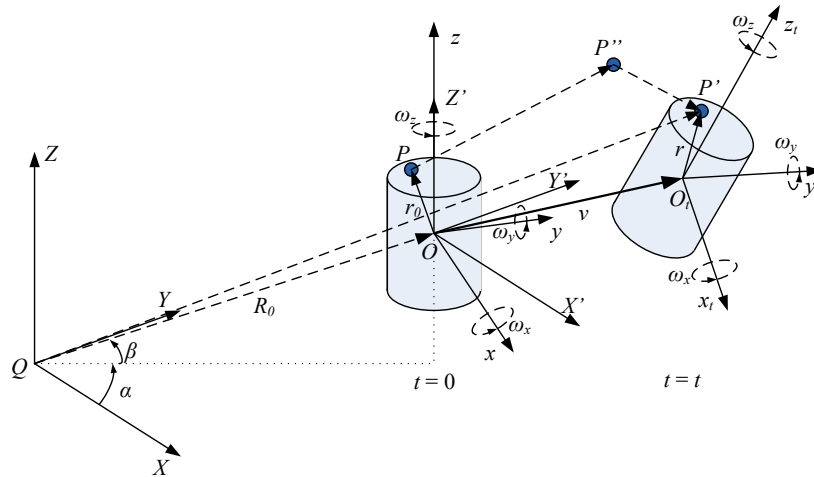
Радијална брзина радарског циља се може одредити на основу Доплерове фреквенције, односно разлике фреквенција предајног и примљеног радарског сигнала (2.17). Ако радарски циљ или нека његова структурна компонента врши додатно кретање уз транслаторно кретање, ове осцилације ће узроковати додатну промену фреквенције примљеног радарског сигнала. Ова промена фреквенције ствара додатне модулације око Доплерове фреквенције која настаје услед примарног кретања радарског циља. Додатне модулације Доплерове фреквенције се називају микро-Доплеров ефекат [4].

Микро-Доплеров ефекат се може искористити како би се одредиле кинематске особине објекта. На пример, вибрације мотора возила могу се детектовати као вибрације површине возила. Мерењем микро-Доплерових карактеристика вибрација површине може се одредити брзина кретања мотора и користити за идентификацију типа возила (оклопно или путничко возило). Микро-Доплеров ефекат настао у објекту који се посматра се може окарактерисати његовом сигнатуром. Микро-Доплерова сигнатура је карактеристика објекта која представља јединствену фреквенцијску модулацију насталу услед кретања његових структурних компоненти.

Опис микро-Доплеровог ефекта се може извести увођењем микро-кретања у конвенционалну Доплерову анализу. Ради једноставности, радарски циљ је представљен скупом тачкастих рефлектора. Овакав модел упрошћава анализу и врши очување особина микро-Доплеровог кретања и за овакав модел претпостављено је да су рефлектори идеални, односно да рефлектују сву енергију која долази до радарског циља.

На слици 2.13 приказана је геометријска представа кретања тела које врши сложено кретање у односу на стационарни радар који се налази у координатном почетку Q непокретног координатног система везаног за радар, (X, Y, Z) . Радарски циљ је описан локалним координатним системом (x, y, z) који је везан за радарски циљ и поседује могућност транслаторног и ротационог кретања у односу на радарски сензор. Ради описа ротације радарског циља, уведен је референтни координатни систем

(X', Y', Z') чији је координатни почетак исти као и локални координатни систем. Референтни координатни систем има исто транслаторно кретање у односу на координатни систем везан за радар, али не поседује ротацију у односу на радарске координате. У почетном тренутку претпостављено је да је координатни почетак O референтног координатног система на удаљености R_0 од радара.



Слика 2.13. Геометријска представа кретања чврстог тела које врши сложено кретање

Претпостављено је да радарски циљ има транслаторну брзину \mathbf{v} у односу на радар и да има угаону брзину $\boldsymbol{\omega}$. Ова угаона брзина се може представити у локалном координатном систему као $\boldsymbol{\omega} = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ или у референтном координатном систему као $\boldsymbol{\omega} = (\omega_{X'}, \omega_{Y'}, \omega_{Z'})^T$. Услед сложеног кретања тачкасти рефлектор на позицији P у тренутку $t = 0$ ће променити положај у P' тренутку t . Ова промена положаја се састоји од транслације од P до P'' брзином \mathbf{v} , тако да је $OO_t = \mathbf{v}t$; и ротације од P'' до P' угаоном брзином $\boldsymbol{\omega}$. Ако се овај померај посматра у референтном координатном систему, тачкасти рефлектор P се налази на позицији $\mathbf{r}_0 = (X_0, Y_0, Z_0)^T$ и ротација од P'' до P' је описана матрицом ротације \mathfrak{R}_t . На основу овога, у тренутку t позиција тачкастог рефлектора се може изразити као:

$$\mathbf{r} = O_t P' = \mathfrak{R}_t O_t P'' = \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0. \quad (2.28)$$

Вектор даљине од радарског сензора на позицији Q до тачкастог рефлектора на позицији P' се може написати као:

$$QP' = QO + OO_t + O_t P' = \mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0, \quad (2.29)$$

при чему је удаљеност радарског сензора и циља представљена Еуклидском нормом вектора QP' :

$$r(t) = \|\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0\| = (\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0)^T (\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0). \quad (2.30)$$

Ако радар емитује синусоидални таласни облик фреквенције f_t , сигнал рефлектован од тачкастог рефлектора P је функција удаљености $r(t)$, односно:

$$y(t) = \rho(x, y, z) e^{j2\pi f_t \frac{2r(t)}{c}} = \rho(x, y, z) e^{j2\pi\Phi(r(t))}, \quad (2.31)$$

при чему је $\rho(x, y, z)$ функција рефлективности тачкастог рефлектора описана у локалном координатном систему (x, y, z) , c брзина светлости, док је фаза примљеног сигнала $\Phi(r(t))$:

$$\Phi(r(t)) = 2\pi \frac{2r(t)}{c} f_t. \quad (2.32)$$

На основу (2.24) и (2.32), Доплерова фреквенција се може изразити као:

$$\begin{aligned} f_D &= \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi(r(t))}{dt} = \frac{2f_t}{c} \frac{dr(t)}{dt} \\ f_D &= \frac{2f_t}{c} \frac{1}{2r(t)} \frac{d}{dt} \left((\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0)^T (\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0) \right) \\ f_D &= \frac{2f_t}{c} \left(\mathbf{v} + \frac{d}{dt} (\mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0) \right)^T \mathbf{n}, \end{aligned} \quad (2.33)$$

где је \mathbf{n} јединични вектор вектора QP' , односно:

$$\mathbf{n} = \frac{\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0}{\|\mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathfrak{R}_t \mathbf{r}_0\|}. \quad (2.34)$$

У референтном координатном систему вектор угаоне брзине ротације може се представити као $\boldsymbol{\omega} = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$. На овај начин радарски циљ ротира око јединичног вектора $\boldsymbol{\omega}' = \boldsymbol{\omega} / \|\boldsymbol{\omega}\|$ угаоном брзином вредности $\Omega = \|\boldsymbol{\omega}\|$. Уз претпоставку да је периода понављања импулса (PRF) велика и да је угаона брзина $\boldsymbol{\omega}$ мала, ротационо кретање током сваког тренутка времена је мало, те се матрица ротације \mathfrak{R}_t може написати као [4]:

$$\mathfrak{R}_t = e^{\hat{\boldsymbol{\omega}} t}, \quad (2.35)$$

где је $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ померена симетрична матрица придружена угаоној брзини $\boldsymbol{\omega}$ и дефинисана као:

$$\hat{\boldsymbol{\omega}} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.36)$$

На основу (2.33) и (2.35), Доплеров померај фреквенција је:

$$f_D = \frac{2f_t}{c} \left(\mathbf{v} + \frac{d}{dt} (e^{\hat{\boldsymbol{\omega}}t} \mathbf{r}) \right)^T \mathbf{n} = \frac{2f_t}{c} (\mathbf{v} + \hat{\boldsymbol{\omega}} e^{\hat{\boldsymbol{\omega}}t} \mathbf{r})^T \mathbf{n}. \quad (2.37)$$

Мале вредности угаоне брзине $\boldsymbol{\omega}$ узроковаће и мале вредности матрице $\hat{\boldsymbol{\omega}}$. Узимајући ово у обзир и чињеницу да се векторски производ може изразити помоћу померене симетричне матрице ($\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r} = \hat{\boldsymbol{\omega}} \mathbf{r}$), [4], (2.37) се може изразити као:

$$f_D = \frac{2f_t}{c} (\mathbf{v} + \hat{\boldsymbol{\omega}} \mathbf{r})^T \mathbf{n} = \frac{2f_t}{c} (\mathbf{v} + \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r})^T \mathbf{n}. \quad (2.38)$$

Ако је $\|\mathbf{R}_0\| \gg \|\mathbf{v}t + \Re_t \mathbf{r}_0\|$, \mathbf{n} се може апроксимирати као $\mathbf{n} = \mathbf{R}_0 / \|\mathbf{R}_0\|$, што представља правац линије визирања циља. На основу овога Доплеров померај фреквенција се може изразити као:

$$f_D = \frac{2f_t}{c} (\mathbf{v} + \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r}) \cdot \mathbf{n}, \quad (2.39)$$

при чему је први сабирак Доплеров померај услед translације f_{Dtrans} :

$$f_{Dtrans} = \frac{2f_t}{c} \mathbf{v} \cdot \mathbf{n}, \quad (2.40)$$

док други сабирак представља микро-Доплеров померај услед ротације f_{mD} :

$$f_{mD} = \frac{2f_t}{c} (\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{r}) \cdot \mathbf{n}. \quad (2.41)$$

У овом истраживању радарски циљеви су особа која хода, особа која трчи, група особа која хода, група особа која трчи и путничко возило. Сваки од ових радарских циљева поседује јединствену микро-Доплерову сигнатуру која се може искористити за класификацију сваког од њих, као и за процену њиховог понашања.

3. Скривени Марковљеви ланци као модел сложеног стохастичког процеса

Скривени Марковљеви ланци су нашли широку примену у моделовању нестационарних процеса, [54], и класификацији сигнала, [55]. У овом делу истраживања разматрани су елементи скривених Марковљевих ланаца, као и три основна проблема примене скривених Марковљевих ланаца за класификацију сигнала. Поред ових разматрања, један део овог поглавља је посвећен и начинима практичне реализације скривених Марковљевих ланаца.

3.1. Скривени Марковљеви ланци

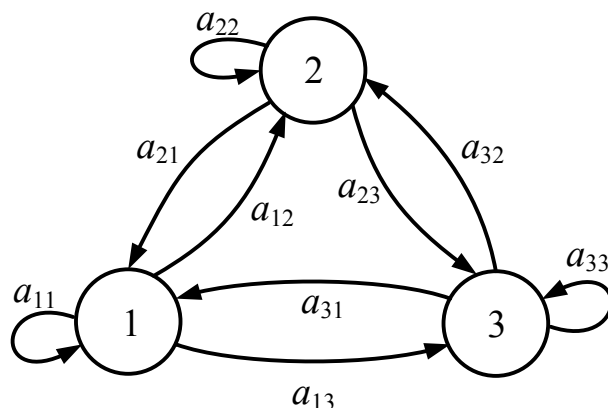
Нестационарни процес се може дефинисати као тип процеса чији се статистички параметри мењају током времена, [54]. Ови процеси се могу поделити на две велике категорије:

- процеси са континуалном променом стања и
- процеси са коначним бројем стања.

Процеси са континуалном променом стања су они процеси чији статистички параметри се континуално мењају током времена, док ови параметри за процесе са коначним бројем стања процеси мењају своје карактеристике у оквиру коначног броја стања. Процеси са континуалном променом стања се могу апроксимирати процесима са коначним бројем стања користећи процес квантизације.

Класификација сигнала разматрана у [56] претпоставља да не постоји веза између различитих класа. Другим речима уколико је добијен вектор обележја \mathbf{x} из класе ω_i , следећи вектор обележја може припадати било којој другој класи, односно сукцесивни вектори обележја су независни. Ако ова претпоставка независности сукцесивних вектора обележја није тачна, тада засебна класификација сваког вектора обележја није оптимална. Класа којој припада одређени вектор обележја зависи од вредности тог вектора, вредности других вектора обележја и постојећих релација између различитих класа. Овакви проблеми се могу појавити у телекомуникацијама, препознавању говора или обради слике, [55].

Зависност сукцесивних вектора обележја условљава да класификација буде извршена коришћењем свих вектора обележја симултано, као и то да сви вектори обележја буду уређени на исти начин како су се и појављивали током експеримента. Услед овога, у разматрању овог проблема често се вектори обележја означавају као опсервације које се појављују у секвенци једна за другом, [55].



Слика 3.1. Пример дискретног Марковљевог процеса са три стања

Како је проблем класификације сукцесивних зависних вектора обележја јако сложен, често се може извршити моделовање оваквог проблема дискретним Марковљевим процесима. Модел овог процеса је представљен на слици 3.1, у коме је претпостављено да модел има три стања.

Почетна претпоставка дискретних Марковљевих процеса је да анализирани сложени процес у било ком тренутку налази у неком од N различитих познатих стања. У дискретним тренуцима времена, систем пролази кроз промену стања на основу скупа вероватноћа придружених том стању. Ако се тренуци времена у којима се врши прелазак у одређено стање означе са $t=1,2,\dots$, тада је q_t стање процеса у тренутку t . При овоме, сваком стању процеса одговара један потпуно одређен догађај (на пример заузетост телекомуникационих канала, [55]). Пун опис оваквог процеса захтева познавање тренутног стања, као и свих претходних стања. У специјалном случају дискретног Марковљевог ланца првог реда стање система у тренутку t , q_t , зависи само од стања система у претходном тренутку, q_{t-1} , односно

$$P[q_t = j | q_{t-1} = i, q_{t-2} = k, \dots] = P[q_t = j | q_{t-1} = i], \quad (3.1)$$

при чему је j стање система у тренутку t , i стање система у тренутку $t-1$ и k стање система у тренутку $t-2$. Како десна страна (3.1) не зависи од времена, тада се могу дефинисати вероватноће прелаза из стања i у стање j као:

$$a_{ij} = P[q_t = j | q_{t-1} = i], \quad 1 \leq i, j \leq N. \quad (3.2)$$

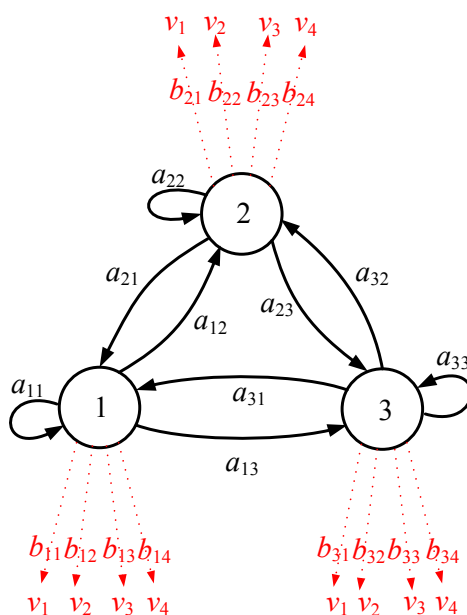
Вероватноће прелаза између стања задовољавају основне стохастичке захтеве, односно свака од ових вероватноћа је већа или једнака нули:

$$a_{ij} \geq 0, \quad 1 \leq i, j \leq N, \quad (3.3)$$

односно систем ће сигурно прећи у неко стање:

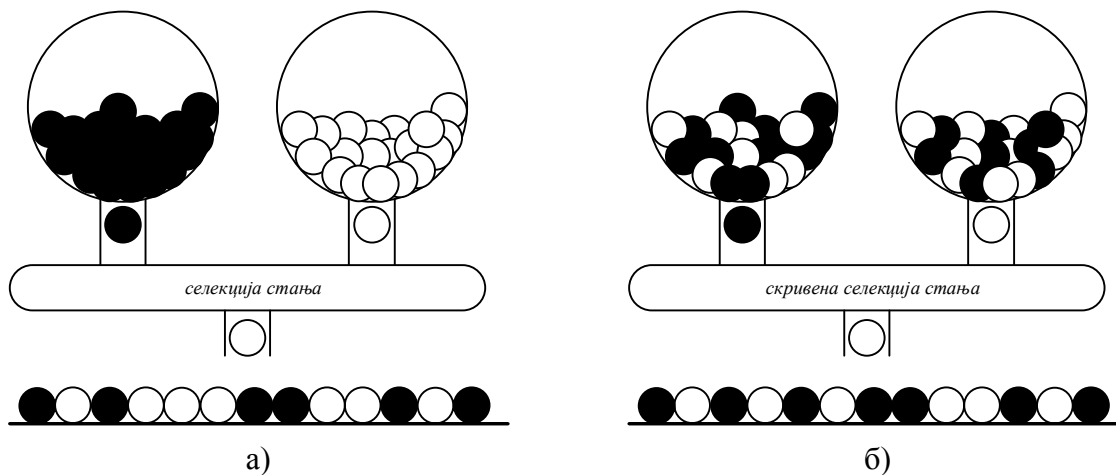
$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.4)$$

Стохастички процес моделован дискретним Марковљевим ланцем првог реда се показује као сувише рестриктиван у неким применама, [Rabiner 93]. Услед овога се врши проширење концепта Марковљевих ланаца у смислу да су добијене опсервације функције вероватноће стања. На овај начин се добијени процес може сматрати двоструко проширеним стохастичким процесом и добијени модел се назива скривеним Марковљевим ланцем (Hidden Markov Model – HMM). Скривени Марковљев ланац моделује промене статистичких особина нестационарних случајних процеса Марковљевим ланцем стационарних подпроцеса који су зависни од стања. На овај начин, скривени Марковљев ланац представља Бајесовски случајни процес са коначним бројем стања, са Марковљевим процесом који моделује прелазе између стања и скупом вероватноћа за моделовање случајних промена процеса унутар сваког стања. На слици 3.2. приказан је пример скривеног Марковљевог ланца са три стања и четири вероватноће појаве опсервације у сваком стању, [57].



Слика 3.2. Пример скривеног Марковљевог ланца са три стања и четири симбола опсервације

Разлика дискретних Марковљевих ланаца и скривених Марковљевих ланаца је илустрована примером приказаним на слици 3.3, [54].



Слика 3.3. Пример а) дискретног Марковљевог ланца, б) скривеног Марковљевог ланца
 Пример дискретног Марковљевог ланца је приказан на слици 3.3а). Систем се састоји од две посуде (стања) у којима се налазе само црне, односно само беле куглице. У сукцесивним тренуцима времена се врши избор посуде и из сваке од њих се узима по једна куглица. На тај начин се формира секвенца опсервација. Како је вероватноћа појаве куглица позната, на основу појаве црне, односно беле куглице у потпуности је познат избор стања на основу опсервација.

Скривени Марковљев ланац (слика 3.3б) је двоструки стохастички процес коначног стања, са скривеним Марковљевим процесом који контролише стања опсервабилног процеса. Систем се исто састоји од две посуде (стања) у којима се налази различит број и црних и белих куглица. Избор посуде се врши у сукцесивним тренуцима времена и врши се избор посуде и формира се секвенца опсервација. На основу опсервација сада није могуће одредити стање процеса услед чињенице да и беле и црне куглице могу потицати из обе посуде.

3.2. Елементи скривених Марковљевих ланаца

Скривени Марковљев ланац се може описати на основу, [58]:

1. Број стања модела, N . Мада су стања модела скривена, у многим применама може се придружити физички смисао стању или низу стања. Стања могу бити повезана тако да се било које стање може достићи из било којег стања (ергодични скривени Марковљев ланац) или могу имати неке посебне везе (Bakis модел, паралелни модел и други). Посебна стања се обележавају са $\{1, 2, \dots, N\}$, док је стање у тренутку t обележено са q_t .

2. Број различитих симбола опсервације по стању M , односно величина дискретног алфабета. Симболи опсервације одговарају физичким излазима система који се моделује и појединачни излази су означени са $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$.

3. Дистрибуција вероватноће прелаза стања $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$, при чему је

$$a_{ij} = P[q_t = j | q_{t-1} = i], \quad 1 \leq i, j \leq N, \quad (3.5)$$

односно елементи матрице \mathbf{A} представљају вероватноће прелаза у стање j у тренутку t ако је модел био у стању i у тренутку $t-1$.

4. Дистрибуција вероватноће појаве симбола опсервације $\mathbf{B} = \{b_j(k)\}$, при чему је

$$b_j(k) = P[\mathbf{o}_t = v_k | q_t = j], \quad 1 \leq k \leq M, \quad (3.6)$$

односно елементи матрице \mathbf{B} представљају вероватноће појаве симбола опсервације v_k у опсервацији \mathbf{o}_t , ако је модел у стању j у тренутку t .

5. Почетна дистрибуција стања $\boldsymbol{\pi} = \{\pi_i\}$, при чему је

$$\pi_i = P[q_1 = i], \quad 1 \leq i \leq N, \quad (3.7)$$

односно елементи вектора $\boldsymbol{\pi}$ су вероватноће да је у тренутку $t=1$ процес био у стању i .

На основу овога одређивање скривеног Марковљевог ланца захтева одређивања два параметра модела, N и M , одређивање симбола опсервације и одређивање три скупа мера вероватноће. Услед овога у [58] се може увести ознака како би се означило читав скуп ових параметара

$$\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}). \quad (3.8)$$

Овако дефинисани скуп параметара дефинише меру вероватноће за читав скуп опсервација \mathbf{O} , $P\{\mathbf{O} | \lambda\}$.

3.3. Примена скривених Марковљевих ланаца за класификацију опсервација

Примена скривених Марковљевих ланаца дефинисаног у (3.8) за класификацију опсервација повезана је са решавањем три проблема, [57]:

1. **Проблем евалуације** се састоји у одређивању вероватноће да је одређена секвенца опсервација \mathbf{O} генерисана моделом λ , односно $P(\mathbf{O} | \lambda)$;

2. **Проблем декодовања** се састоји у одређивању највероватније секвенце скривених стања уколико су познати модел процеса λ и низ опсервација \mathbf{O} ;

3. **Проблем обучавања** се састоји у одређивању дистрибуција вероватноће прелаза између стања a_{ij} и вероватноће појаве симбола опсервације $b_j(k)$ за познати низ опсервација \mathbf{O} , број стања N и величину дискретног алфабета M .

У овом делу дисертације ће се посебна пажња посветити решавању сваког од ових проблема.

3.3.1. Проблем евалуације

Проблем евалуације се састоји у одређивању вероватноће да је секвенца опсервације $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ дужине T генерисана скривеним Марковљевим ланцем λ , односно $P(\mathbf{O}|\lambda)$. Директан начин за рачунање ове вероватноће је да се израчунавање изврши обухватањем сваког могућег стања у секвенци \mathbf{O} . Нека је позната једна секвенца стања \mathbf{q} са почетним стањем q_1 :

$$\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_T). \quad (3.9)$$

На основу овога вероватноћа да је секвенца опсервације \mathbf{O} генерисана низом стања \mathbf{q} и скривеним Марковљевим ланцем λ , $P(\mathbf{O}|\mathbf{q}, \lambda)$, је:

$$P(\mathbf{O}|\mathbf{q}, \lambda) = \prod_{t=1}^T P(\mathbf{o}_t | q_t, \lambda). \quad (3.10)$$

Претпостављајући да су опсервације статистички независне једна од друге, (3.10) постаје:

$$P(\mathbf{O}|\mathbf{q}, \lambda) = b_{q_1}(\mathbf{o}_1) \cdot b_{q_2}(\mathbf{o}_2) \cdots b_{q_T}(\mathbf{o}_T). \quad (3.11)$$

Вероватноћа појаве секвенца стања \mathbf{q} ако је познат скривени Марковљев ланац λ , $P(\mathbf{q}|\lambda)$, се може изразити као:

$$P(\mathbf{q}|\lambda) = \pi_{q_1} a_{q_1 q_2} a_{q_2 q_3} \cdots a_{q_{T-1} q_T}. \quad (3.12)$$

Вероватноћа да су се низ опсервација и секвенца стања појавиле у истом тренутку $P(\mathbf{O}, \mathbf{q}|\lambda)$ је производ (3.11) и (3.12):

$$P(\mathbf{O}, \mathbf{q}|\lambda) = P(\mathbf{O}|\mathbf{q}, \lambda) P(\mathbf{q}|\lambda). \quad (3.13)$$

Вероватноћа да је секвенца опсервација добијена моделом, $P(\mathbf{O}|\lambda)$, је добијена сабирањем свих вероватноћа $P(\mathbf{O}, \mathbf{q}|\lambda)$ за све могуће секвенце стања \mathbf{q} , тако да је:

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \sum_{\forall q} P(\mathbf{O} | \mathbf{q}, \lambda) P(\mathbf{q} | \lambda), \quad (3.14)$$

односно

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \sum_{q_1, q_2, \dots, q_T} \pi_{q_1} b_{q_1}(\mathbf{o}_1) a_{q_1 q_2} b_{q_2}(\mathbf{o}_2) \dots a_{q_{T-1} q_T} b_{q_T}(\mathbf{o}_T). \quad (3.15)$$

У тренутку $t=1$ систем се налази у стању q_1 са вероватноћом π_{q_1} и генерише се симбол \mathbf{o}_1 са вероватноћом $b_{q_1}(\mathbf{o}_1)$. Након овога, у тренутку $t=2$ долази до промене стања модела из стања q_1 у стање q_2 са вероватноћом $a_{q_1 q_2}$ и генерише се симбол \mathbf{o}_2 са вероватноћом $b_{q_2}(\mathbf{o}_2)$. Овај процес се наставља све до тренутка $t=T$ када се врши последњи прелаз из стања q_{T-1} у стање q_T са вероватноћом $a_{q_{T-1} q_T}$ и генерише се симбол опсервације \mathbf{o}_T са вероватноћом $b_{q_T}(\mathbf{o}_T)$.

Рачунање вероватноће $P(\mathbf{O} | \lambda)$ је изузетно захтевно услед великог броја множења $((2T-1)N^T)$ и сабирања $(N^T - 1)$, што је последица рачунања ове вероватноће за свако могуће стање q у сваком тренутку t . Услед овога, развијен је итеративни поступак за одређивање вероватноће $P(\mathbf{O} | \lambda)$ који се назива “*forward*” алгоритам, [58].

Нека је $\alpha_t(i)$ вероватноћа да је генерисан део секвенце опсервације $\mathbf{o}_1 \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_t$ до тренутка t и да је скривени Марковљев ланац λ у стању i у тренутку t , односно:

$$\alpha_t(i) = P(\mathbf{o}_1 \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_t, q_t = i | \lambda). \quad (3.16)$$

Ова вероватноћа се још назива и “*forward*” вероватноћа. Вероватноћа $\alpha_t(i)$ се може одредити итеративно на основу алгоритма у три следећа корака:

1. иницијализација

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(\mathbf{o}_1), \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.17)$$

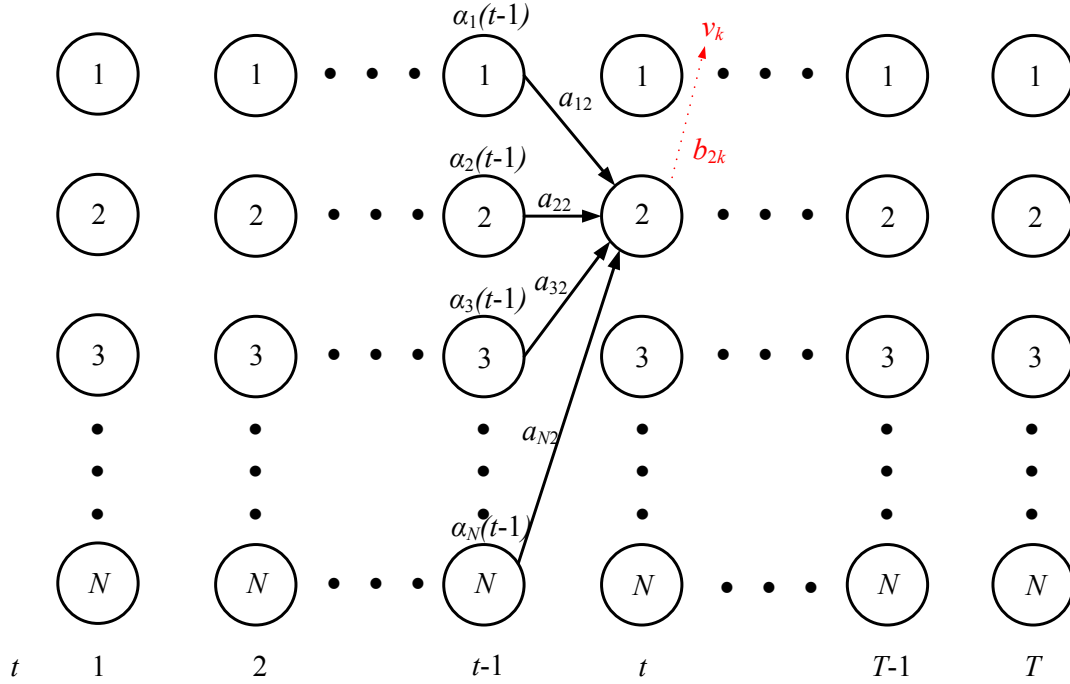
2. индукција

$$\alpha_{t+1}(i) = \left[\sum_{j=1}^N \alpha_t(j) a_{ij} \right] b_j(\mathbf{o}_{t+1}), \quad 1 \leq j \leq N, 1 \leq t \leq T-1. \quad (3.18)$$

3. терминација

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i). \quad (3.19)$$

Овај алгоритам се може представити графички на слици 3.4.



Слика 3.4. Одређивање вероватноће $\alpha_t(i)$

У првом кораку се врши иницијализација вероватноће $\alpha_t(i)$ као здружене вероватноће појаве стања i и почетне опсервације \mathbf{o}_1 . У другом кораку се на основу претходне вредности стања i у тренутку t може достићи стање j у тренутку $t+1$. Како је $\alpha_t(i)$ вероватноћа да су опсервације система $\mathbf{o}_1\mathbf{o}_2\dots\mathbf{o}_t$ и да је модел у стању i у тренутку t , производ $\alpha_t(i)a_{ij}$ представља здружену вероватноћу да су опсервације $\mathbf{o}_1\mathbf{o}_2\dots\mathbf{o}_t$ и да је достигнуто стање j у тренутку $t+1$ преко стања i у тренутку t . Вероватноћа да је модел у стању j у тренутку $t+1$ се добија сумирањем по свим стањима i свих вероватноћа да је скривени Марковљев ланац у стање j ако је у претходном тренутку био у стању i . Када је ново стање j модела познато, вероватноћа појаве опсервације добијен је множењем добијене суме вероватноћа са вероватноћом $b_j(\mathbf{o}_{t+1})$. Процес рачунања (3.18) се наставља за сва стања j за дато t и затим се итеративно понавља за све вредности t . Вероватноћа $\alpha_T(i)$ у тренутку $t=T$ је:

$$\alpha_T(i) = P(\mathbf{o}_1\mathbf{o}_2\dots\mathbf{o}_T, q_T = i | \lambda), \quad (3.20)$$

па је вероватноћа $P(\mathbf{O} | \lambda)$ сума свих вероватноћа $\alpha_T(i)$ по i .

За рачунање вероватноће $P(\mathbf{O} | \lambda)$ применом $\alpha_t(i)$ потребно је $N(N+1)(T-1)+N$ множења и $N(N-1)(T-1)$ сабирања, што је далеко мање од

потребног броја аритметичких операција за рачунање вероватноће $P(\mathbf{O}|\lambda)$ коришћењем (3.15).

На сличан начин се може дефинисати $\beta_t(i)$ као вероватноћа да је део секвенце опсервација од $t+1$ до $t=T$ ако је скривени Марковљев ланац λ у стању i у тренутку t , односно:

$$\beta_t(i) = P(\mathbf{o}_{t+1}\mathbf{o}_{t+2}\dots\mathbf{o}_T, q_t = i | \lambda). \quad (3.21)$$

Вероватноћа $\beta_t(i)$ се назива још и “backward” вероватноћа и може се израчунати на основу:

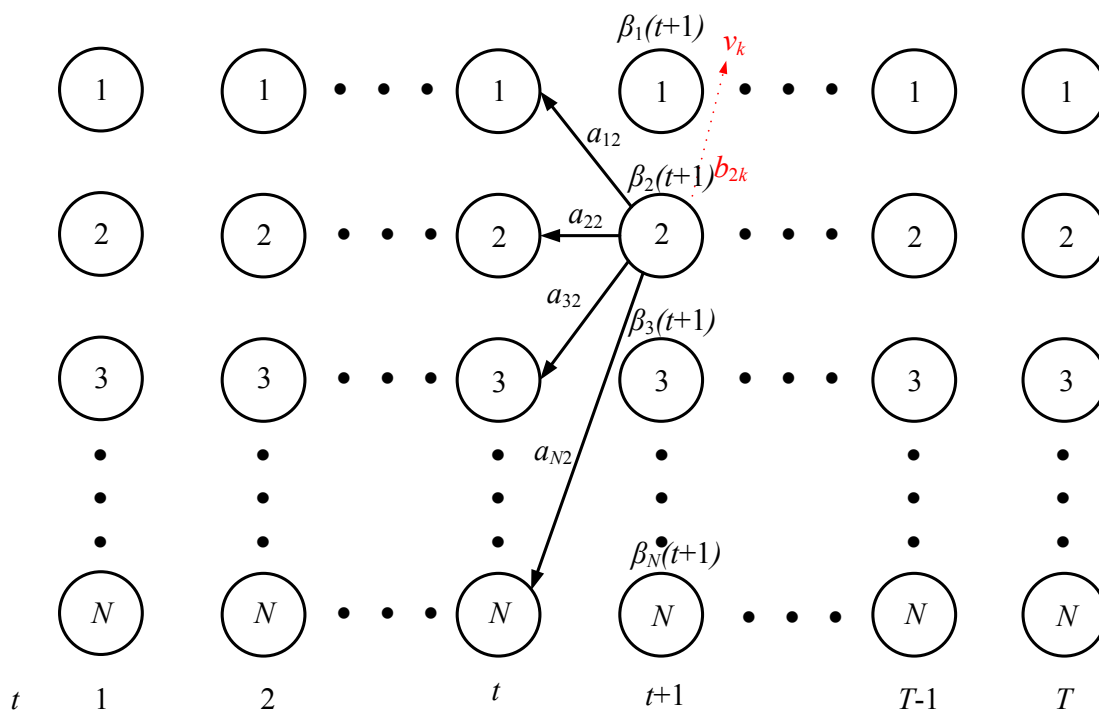
1. иницијализација

$$\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.22)$$

2. индукција

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \quad 1 \leq i \leq N, 1 \leq t \leq T-1. \quad (3.23)$$

Алгоритам за рачунање вероватноће $\beta_t(i)$ је представљен графички на слици 3.5.



Слика 3.5. Одређивање вероватноће $\beta_t(i)$

Приликом иницијализације алгоритма за рачунање “backward” вероватноће, све вероватноће $\beta_T(i)$ су једнаке 1 за свако стање i . У другом кораку се рачуна

вероватноћа да је модел био у стању i у тренутку t на основу вероватноће прелаза из стања i у стање j (a_{ij}), вероватноће да се догодила опсервација \mathbf{o}_{t+1} када је систем био у стању j ($b_j(\mathbf{o}_{t+1})$) и да је преостали део опсервације генерисан из стања j ($\beta_{t+1}(j)$). Вероватноћа $\beta_t(i)$ се користи при решавању проблема декодовања и проблема ообучавања скривених Марковљевих ланаца. За рачунање вероватноће $\beta_t(i)$ потребно је N^2T рачунских операција.

3.3.2. Проблем декодовања

Проблем декодовања се састоји у одређивању оптималне секвенце стања скривених Марковљевих ланаца ако је позната секвенца опсервације. Оптимална секвенца се може одредити у односу на неки оптимизациони критеријум. Један од тих критеријума може бити да се стање q_t бира тако да је оно индивидуално највише вероватно у тренутку t . Како би се пронашло решење овог проблема, дефинише се вероватноћа да је скривени Марковљев ланац λ у стању i у тренутку t ако је секвенца опсервација \mathbf{O} – $\gamma_t(i)$, односно:

$$\gamma_t(i) = P(q_t = i | \mathbf{O}, \lambda). \quad (3.24)$$

Вероватноћа $\gamma_t(i)$ се може изразити и као:

$$\gamma_t(i) = P(q_t = i | \mathbf{O}, \lambda) = \frac{P(\mathbf{O}, q_t = i | \lambda)}{P(\mathbf{O} | \lambda)} = \frac{P(\mathbf{O}, q_t = i | \lambda)}{\sum_{i=1}^N P(\mathbf{O}, q_t = i | \lambda)}. \quad (3.25)$$

Како је

$$P(\mathbf{O}, q_t = i | \lambda) = \alpha_t(i) \beta_t(i), \quad (3.26)$$

то се (3.25) може написати као:

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)}, \quad (3.27)$$

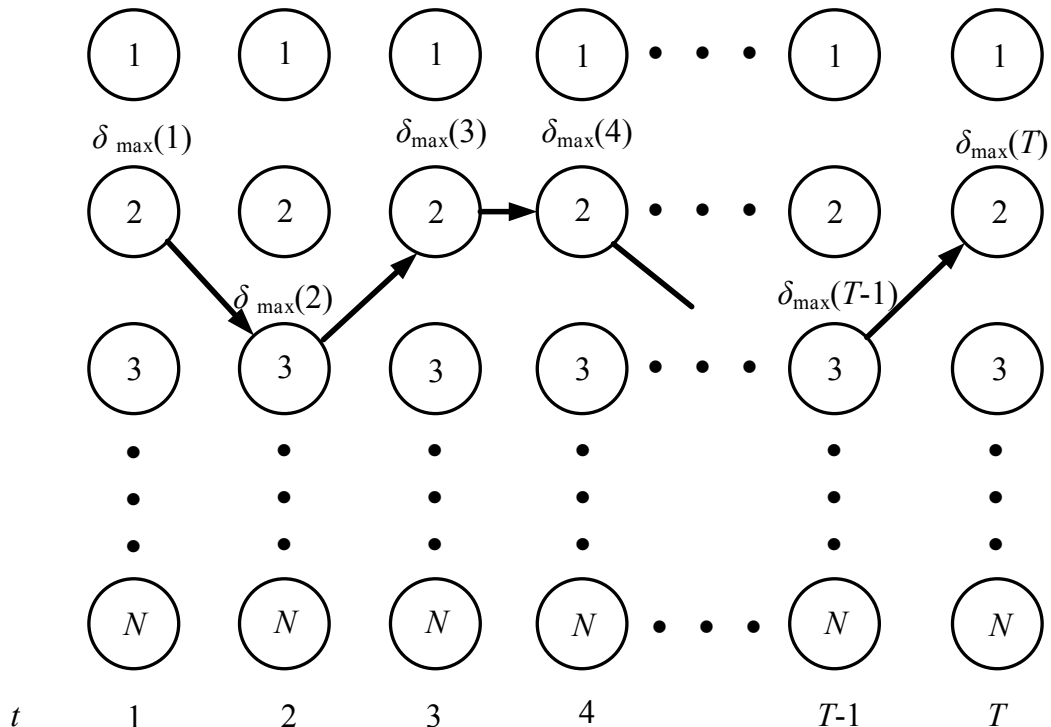
при чему $\alpha_t(i)$ је вероватноћа да је скривени Марковљев ланац λ у стању i у тренутку t за део секвенце опсервације $\mathbf{o}_1 \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_t$, док је $\beta_t(i)$ вероватноћа да је овај ланац у стању i у тренутку t за остатак секвенце опсервације $\mathbf{o}_{t+1} \mathbf{o}_{t+2} \dots \mathbf{o}_T$.

На основу познате вероватноће $\gamma_t(i)$, индивидуално највероватније стање q_t^* у тренутку t је:

$$q_t^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} (\gamma_t(i)), \quad 1 \leq t \leq T. \quad (3.28)$$

Избором највероватнијег стања за сваки тренутак t добија се максималан број исправних стања. Међутим, када скривени Марковљев ланац има неке од вероватноћа прелаза из једног у друго стање једнаке нули, оптимална секвенца стања не мора бити једнака исправној секвенци. Овај проблем се појављује јер (3.28) једноставно одређује највероватније стање у сваком тренутку не узимајући у обзир вероватноћу појављивања секвенце стања.

Једно од могућих решења овог проблема је модификација критеријума оптималности тако да се одабере таква секвенца стања која обезбеђује максималан број исправних парова стања (q_t, q_{t+1}) или триплета стања (q_t, q_{t+1}, q_{t+2}) . Како се ови критеријуми могу применити у решавању одређених проблема, најчешће коришћен критеријум је одређивање једне најбоље секвенце стање како би вероватноћа $P(\mathbf{q}|\mathbf{O}, \lambda)$, односно $P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda)$ била максимална. Формална техника за одређивање једне најбоље секвенце стања се заснива на динамичком програмирању и назива се Витербијев (*Viterbi*) алгоритам, који је приказан на слици 3.6.



Слика 3.6. Витербијев алгоритам за одређивање оптималне секвенце стања

Како би се одредила једна најбоља секвенца стања $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_T)$ за задату секвенцу опсервација $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ потребно је дефинисати меру $\delta_t(i)$ као највећу

вероватноћу у оквиру једне секвенце стања у тренутку t који је рачуната на основу опсервација $\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t$ и да је скривени Марковљев ланац λ тада у стању i :

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P(q_1, q_2, \dots, q_{t-1}, q_t = i, \mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t | \lambda). \quad (3.29)$$

На основу индукције је:

$$\delta_{t+1}(j) = \left(\max_i \delta_t(i) a_{ij} \right) \cdot b_j(\mathbf{o}_{t+1}). \quad (3.30)$$

Како би се одредила секвенца стања са овим особинама, потребно је пратити аргумент који (3.30) чини максималном за свако t и j , што је остварено кроз низ $\psi_t(j)$. На основу изложеног, Витербијев алгоритам одређивања најбоље секвенце стања је:

1. иницијализација

$$\delta_1(i) = \pi_i b_i(\mathbf{o}_1), \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.31)$$

$$\psi_1(i) = 0, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.32)$$

2. рекурзија

$$\delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} (\delta_{t-1}(i) a_{ij}) \cdot b_j(\mathbf{o}_t), \quad 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N. \quad (3.33)$$

$$\psi_t(i) = \arg \max_{1 \leq j \leq N} (\delta_{t-1}(j) a_{ji}), \quad 2 \leq t \leq T, 1 \leq i \leq N. \quad (3.34)$$

3. терминација

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} (\delta_T(i)). \quad (3.35)$$

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} (\delta_T(i)). \quad (3.36)$$

4. одређивање најбоље секвенце

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad 1 \leq t \leq T-1. \quad (3.37)$$

Може се уочити да је имплементација Витербијевог алгоритма слична рачунању вероватноће $\alpha_t(i)$, изузев у последњем кораку. Основна разлика између ова два алгоритма се састоји у чињеници да се одређује максимум (3.35) над претходним стањима, односно врши се сабирање у (3.18).

3.3.3. Проблем обучавања

Проблем обучавања скривених Марковљевих ланаца се састоји у одређивању метода за подешавање параметара модела $\lambda(A, B, \pi)$ како би се задовољио одређени оптимизациони критеријум. За решење овог проблема не постоји решење у

аналитичком облику. Са друге стране, параметри модела се могу изабрати тако да вероватноћа буде максимална коришћењем итеративне процедуре. Доста често се користи метод Баум – Велча (Baum – Welch), који је познат и као метод максималног очекивања.

Како би се описала процедура естимације параметара скривених Марковљевих ланаца, дефинисана је вероватноћа да је модел у стању i у тренутку t и у стању j у тренутку $t+1$ за дати скривени Марковљев ланац λ и секвенцу опсервација \mathbf{O} :

$$\xi_t(i, j) = P(q_t = i, q_{t+1} = j | \mathbf{O}, \lambda). \quad (3.38)$$

Коришћењем дефиниција вероватноћа $\alpha_t(i)$ и $\beta_t(i)$, вероватноћа $\xi_t(i, j)$ се може изразити као:

$$\xi_t(i, j) = \frac{P(q_t = i, q_{t+1} = j, \mathbf{O} | \lambda)}{P(\mathbf{O} | \lambda)} = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}. \quad (3.39)$$

Вероватноћа $\gamma_t(i)$ је дефинисана као вероватноћа да је модел λ у стању i у тренутку t за задану целу секвенцу опсервација и модел, па се вероватноћа $\gamma_t(i)$ може одредити на основу $\xi_t(i, j)$ као:

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j). \quad (3.40)$$

Очекивани број прелаза из стања i у секвенци опсервација \mathbf{O} се може изразити као $\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)$, док очекивани број прелаза из стања i у стање j у секвенци опсервација

\mathbf{O} је $\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)$. На основу овога и концепт одређивања вероватноћа на основу

пребројавања догађаја, може се дефинисати модел $\bar{\lambda}(\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi})$ чији су параметри:

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i), \quad (3.41)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}, \quad (3.42)$$

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}. \quad (3.43)$$

На основу ове процедуре, ако се итеративно користи $\bar{\lambda}(\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi})$ уместо $\lambda(A, B, \pi)$ и понавља поступак реестимације параметара, тада се може повећати вероватноћа да је секвенца опсервације \mathbf{O} добијена скривеним Марковљевим ланцем. Коначни резултат ове процедуре је естимација на основу максималне сличности скривеног Марковљевог ланца. Овај алгоритам одређује само локални максимум, али је у практичним проблемима функција сличности веома комплексна и садржи више максимума.

3.4. Имплементација скривених Марковљевих ланаца

У претходном делу дат је опис решавања три проблема примене скривених Марковљевих ланаца. У овом делу разматрани су неки од практичних аспеката имплементације кроз разматрање алтернативног Витерби алгоритма, процедуру скалирања, имплементације вишеструких секвенци опсервације, смањење ефекта недовољног броја података за обучавање, избора структуре скривеног Марковљевог ланца, као и почетне естимације параметара скривеног Марковљевог ланца.

3.4.1. Алтернативни метод за имплементацију Витербијевог алгоритма

Алтернативни метод за имплементацију Витербијевог алгоритма се заснива на операцији логаритма параметара модела, како би се избегла вишеструка множења. На основу овога Витербијев алгоритам се може дефинисати као:

1. предобрада

$$\tilde{\pi}_i = \log \pi_i, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (3.44)$$

$$\tilde{b}_j(\mathbf{o}_k) = \log b_j(\mathbf{o}_k), \quad 1 \leq j \leq N, 1 \leq t \leq T, \quad (3.45)$$

$$\tilde{a}_{ij} = \log a_{ij}, \quad 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N. \quad (3.46)$$

2. иницијализација

$$\tilde{\delta}_1(i) = \log \delta_1(i) = \tilde{\pi}_i + \tilde{b}_i(\mathbf{o}_1), \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.47)$$

$$\psi_1(i) = 0, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.48)$$

3. рекурзија

$$\tilde{\delta}_t(j) = \log \delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} (\tilde{\delta}_{t-1}(i) + \tilde{a}_{ij}) + \tilde{b}_j(\mathbf{o}_t), \quad 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N. \quad (3.49)$$

$$\psi_t(i) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} (\tilde{\delta}_{t-1}(i) + \tilde{a}_{ij}), \quad 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N. \quad (3.50)$$

4. терминација

$$\tilde{P}^* = \max_{1 \leq i \leq N} (\tilde{\delta}_T(i)). \quad (3.51)$$

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} (\tilde{\delta}_T(i)). \quad (3.52)$$

5. одређивање најбоље секвенце

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad 1 \leq t \leq T-1. \quad (3.53)$$

За рачунање алтернативног метода за имплементацију Витербијевог алгоритма потребно је N^2T сабирања уз додатно рачунање у кораку предобраде. Како је корак предобраде могуће урадити једном и сачувати добијене резултате, овакав начин имплементације Витербијевог алгоритма је ефикаснији од његове директне примене.

3.4.2. Скалирање

Један од проблема примене скривених Марковљевих ланаца је чињеница да су решења изражена као производи вероватноћа. Како су вероватноће мање од 1, то се може десити да приликом решавања проблема евалуације, декодовања и обучавања ове вероватноће изађу из динамичког опсега рачунара. Овај проблем се нарочито истиче приликом рачунања вероватноћа $\alpha_t(i)$ и $\beta_t(i)$.

Основна процедура скалирања множи вероватноћу $\alpha_t(i)$ са фактором c_t који зависи само од тренутка t , а не зависи од стања i како би скалирана вредност $\alpha_t(i)$ била у динамичком опсегу рачунара. Слична процедура скалирања се спроводи и за вероватноћу $\beta_t(i)$.

Ради разумевања процедуре скалирања, разматра се формула за реестимацију матрице прелаза између стања (3.42). Ова једначина се може написати као:

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}. \quad (3.54)$$

Ако се са $\alpha_t(i)$ означе нескалиране “forward” вероватноће, $\hat{\alpha}_t(i)$ означе скалиране “forward” вероватноће и $\hat{\alpha}_t(i)$ означе “forward” вероватноће пре скалирања,

може се имплементирати итеративни алгоритам за рачунање “*forward*” вероватноћа. У тренутку $t=1$, рачуна се $\alpha_1(i)$ на основу (3.17) и поставља $\hat{\alpha}_1(i) = \alpha_1(i)$ са $c_1 = 1 / \sum_{i=1}^N \alpha_1(i)$ и $\hat{\alpha}_1(i) = c_1 \alpha_1(i)$. У сваком наредном тренутку t рачунају се вероватноће $\hat{\alpha}_t(i)$ на основу (3.18) коришћењем претходних вредности $\hat{\alpha}_t(i)$ као:

$$\hat{\alpha}_t(i) = \sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}), \quad (3.55)$$

при чему је скалирајући коефицијент

$$c_t = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_t(i)}, \quad (3.56)$$

одакле је

$$\hat{\alpha}_t(i) = c_t \hat{\alpha}_t(i). \quad (3.57)$$

На основу (3.55-57) може се одредити $\hat{\alpha}_t(i)$ као:

$$\hat{\alpha}_t(j) = \frac{\sum_{i=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_t)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \hat{\alpha}_{t-1}(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_t)}. \quad (3.58)$$

Вероватноћа $\hat{\alpha}_{t-1}(j)$ се може на основу индукције написати као:

$$\hat{\alpha}_{t-1}(j) = \left(\prod_{\tau=1}^{t-1} c_\tau \right) \alpha_{t-1}(j), \quad (3.59)$$

одакле се (3.58) може написати као:

$$\hat{\alpha}_t(j) = \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_{t-1}(i) \left(\prod_{\tau=1}^{t-1} c_\tau \right) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_t)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_{t-1}(i) \left(\prod_{\tau=1}^{t-1} c_\tau \right) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_t)} = \frac{\alpha_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i)}, \quad (3.60)$$

односно свака вероватноћа $\alpha_t(i)$ је ефективно скалирана сумом вероватноћа $\alpha_t(i)$ над свим стањима.

За рачунање вероватноће $\beta_t(i)$ користи се исти скалирајући фактор c_t као и при рачунању вероватноћа $\alpha_t(i)$, односно:

$$\hat{\beta}_t(i) = c_t \beta_t(i). \quad (3.61)$$

На основу (3.60) и (3.61), (3.54) постаје:

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \hat{\alpha}_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \hat{\beta}_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N \hat{\alpha}_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) \hat{\beta}_{t+1}(j)}, \quad (3.62)$$

при чему се $\hat{\alpha}_t(i)$ може записати као:

$$\hat{\alpha}_t(i) = \left(\prod_{s=1}^t c_s \right) \alpha_t(i) = C_t \alpha_t(i), \quad (3.63)$$

односно $\hat{\beta}_t(i)$ се може записати као:

$$\hat{\beta}_{t+1}(j) = \left(\prod_{s=t+1}^T c_s \right) \beta_{t+1}(j) = D_{t+1} \beta_{t+1}(j). \quad (3.64)$$

Сменом (3.63) и (3.64) у (3.62), добијено је:

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} C_t \alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) D_{t+1} \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{j=1}^N C_t \alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}) D_{t+1} \beta_{t+1}(j)}. \quad (3.65)$$

Израз $C_t D_{t+1}$ се може посматрати као:

$$C_t D_{t+1} = \prod_{s=1}^t c_s \prod_{s=t+1}^T c_s = \prod_{s=1}^T c_s = C_T, \quad (3.66)$$

и независан је од тренутка t . На основу овога израз $C_t D_{t+1}$ се може скратити у бројиоцу и имениоцу (3.65), те процедура скалирања не утиче на процењене вредности матрице прелаза између стања \bar{a}_{ij} . На сличан начин се може показати да скалирање не утиче на естимиране вредности матрице опсервација $\bar{b}_j(k)$ и почетног вектора стања $\bar{\pi}_j$.

Једина права промена у решавању проблема примене скривених Марковљевих ланаца је у решавању проблема евалуације, односно одређивању вероватноће да дата секвенца опсервација припада одређеном ланцу, $P(\mathbf{O} | \lambda)$. На основу (3.19) ова вероватноћа се не може одредити из скалираних вредности вероватноћа $\hat{\alpha}_t(i)$. Ако се искористи особина да је

$$\prod_{t=1}^T c_t \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) = C_T \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) = 1, \quad (3.67)$$

може се добити

$$\prod_{t=1}^T c_t P(\mathbf{O} | \lambda) = 1, \quad (3.68)$$

односно

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \frac{1}{\prod_{t=1}^T c_t}. \quad (3.69)$$

Како у овим случајевима вредност вероватноће $P(\mathbf{O} | \lambda)$ излази из динамичког опсега рачунара, то се може користити $\log[P(\mathbf{O} | \lambda)]$ и срачунати као:

$$\log[P(\mathbf{O} | \lambda)] = \sum_{t=1}^T \log c_t. \quad (3.70)$$

Проблем декодовања се може решити коришћењем алтернативног Витербијевог алгоритма. У овом случају рачунате вероватноће не излазе из динамичког опсега рачунара.

3.4.3. Употреба вишеструких секвенци опсервација за обучавање скривених Марковљевих ланаца

У неким применама скривених Марковљевих ланаца потребно је користити више секвенци опсервација за обучавање модела. Ако је коришћено K секвенци опсервација, тада се ове секвенце могу означити као:

$$\mathbf{O} = [\mathbf{O}^{(1)}, \mathbf{O}^{(2)}, \dots, \mathbf{O}^{(K)}], \quad (3.71)$$

где је $\mathbf{O}^{(k)} = (\mathbf{o}_1^{(k)}, \mathbf{o}_2^{(k)}, \dots, \mathbf{o}_{T_k}^{(k)})$ k -та секвенца опсервације ($k = 1, 2, \dots, K$). Ако су све опсервационе секвенце независне у односу на било коју другу опсервациону секвенцу, тада се параметри скривених Марковљевих ланаца могу одредити на основу максимума вероватноће $P(\mathbf{O} | \lambda)$. Ако се са P_k означи вероватноћа да свака индивидуална секвенца припада моделу, тада се вероватноћа $P(\mathbf{O} | \lambda)$ може изразити као:

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \prod_{k=1}^K P(\mathbf{O}^{(k)} | \lambda) = \prod_{k=1}^K P_k. \quad (3.72)$$

Изрази за реестимацију параметара скривених Марковљевих ланаца су изведени у односу на фреквенцију појаве одређених догађаја, при коришћењу вишеструких секвенци опсервација, изрази (3.41-43) се морају променити. Узимајући у обзир вероватноћу појављивања сваке опсервационе секвенце, ови изрази постају:

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}^{(k)}) \beta_{t+1}^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(i)}, \quad (3.73)$$

$$\bar{b}_j(l) = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(i)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(i)}, \quad (3.74)$$

$$\bar{\pi}_i = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \alpha_1(i) \beta_1(i)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{i=1}^N \alpha_1(i) \beta_1(i)}. \quad (3.75)$$

Ако се примени скалирање за рачунање параметара скривеног Марковљевог ланца применом (3.73-75), тада је израз за рачунање матрице прелаза између стања

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \hat{\alpha}_t^k(i) a_{ij} b_j(\mathbf{o}_{t+1}^{(k)}) \hat{\beta}_{t+1}^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \hat{\alpha}_t^k(i) \hat{\beta}_t^k(i)}. \quad (3.76)$$

На овај начин се добијају некалиране вредности матрице прелаза између стања \bar{a}_{ij} употребом скалираних вероватноћа $\hat{\alpha}_t^k(i)$ и $\hat{\beta}_t^k(j)$ за сваку опсервациону секвенцу $\mathbf{O}^{(k)}$. Сличан резултат се може добити и за вредности дистрибуције појаве симбола опсервације $\bar{b}_j(l)$.

3.4.4. Иницијална естимација параметара скривеног Марковљевог ланца

Једначине за процену параметара скривеног Марковљевог ланца би теоријски требало да обезбеде максималну вредност функције сличности, али не морају обезбедити глобални максимум. Један од задатака обучавања скривених Марковљевих ланаца је избор почетних параметара ових ланаца тако да се обезбеди глобални максимум функције сличности.

Овај проблем нема једноставно решење. Иако се за избор почетног вектора стања $\boldsymbol{\pi}$ и матрице прелаза између стања \mathbf{A} могу усвојити као случајне или униформно расподељене (уз поштовање стохастичких ограничења), почетна естимација дистрибуције симбола опсервације \mathbf{B} је од нарочитог значаја. Технике за почетну естимацију параметара скривеног Марковљевог ланца су разноврсне. Једно од могућих решења је мануелна сегментација секвенци опсервације у стања и усредњавање опсервација унутар сваког стања, док је друго решење сегментација опсервација на основу максималне сличности и затим њихово усредњавање.

3.4.5. Ефекат недовољног броја података за обучавање

Проблем који се може појавити при обучавању скривеног Марковљевог ланца коришћењем метода реестимације настаје услед коначности секвенци опсервације које се користе за обучавање. Услед ове коначности увек постоји недовољан број појаве симбола са малом вероватноћом у оквиру стања како би се добро естимирали параметри модела. Овај проблем је нарочито изражен у одређивању матрице појаве симбола у оквиру стања, $b_j(k)$. Ако је секвенца опсервације мала тако да је $b_j(k) = 0$, вероватноћа $b_j(k)$ ће и након реестимације бити 0. Оваква сингуларност је очигледно последица недовољног броја секвенци обучавања.

Једно од решења овог проблема је повећање величине скупа обучавајућих секвенци, што је често непрактично. Друго решење је смањење величине модела (број стања, број симбола по стању). Мада је ово увек могуће, често постоје разлози коришћења одређеног модела, те није могућа редукација модела. Треће решење се огледа у одређивању неконвенционалних алгоритама естимације који могу на одређени начин побољшати поузданост естимираних параметара. Најједноставније решење за ублажавање ефеката недовољног броја података за обучавање се огледа у додавању додатног прага δ_b како би обезбедило да ниједан параметар модела не буде сувише мали, односно:

$$b_j(k) = \begin{cases} b_j(k), & b_j(k) \geq \delta_b \\ \delta_b, & b_j(k) < \delta_b \end{cases} \quad (3.77)$$

Након примене прага δ_b потребно је додатно скалирати остале вредности параметара како би се задовољила стохастичка ограничења. Ова техника даје доста добре резултате у неким применама, [55].

3.4.6. Избор скривеног Марковљевог ланца

Избор скривеног Марковљевог ланца се огледа у избору типа модела (ергодичан или неки други облик), избор броја стања и избор симбола опсервације. Нажалост, не постоји теоретски исправан начин за правилан избор, већ се скривени Марковљев ланац мора изабрати у зависности од врсте проблема који се решава.

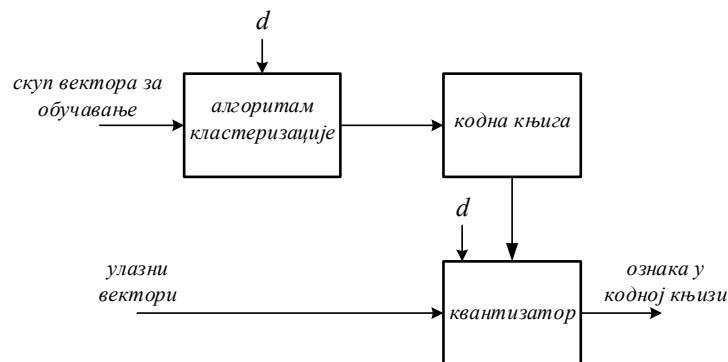
3.5. Векторска квантизација

При примени скривених Марковљевих ланаца уобичајено је коришћење метода векторске квантизације ради поједностављења опсервација које се доводе на улаз овог

ланца, [59]. Идеја векторске квантизације се своди на поделу обучавајућих вектора на M дисјунктних скупова, при чему је M ред квантизатора, односно величина кодне књиге. Сваки од ових скупова представљен је једним вектором који представља координате центроида кластера, док скуп свих ових вектора представља кодну књигу. Једном када се изврши формирање квантизатора, придруживање сваког вектора се може једноставно урадити одређивањем најмањег растојања датог вектора у односу на центроиде кластера.

Векторска квантизација је често примењивана у препознавању говора услед ефикасне репрезентације спектралних информација у говорном сигналу, [Rabiner 93]. Кључне предности векторске квантизације су смањење количине информација за спектралну анализу, смањење рачунске комплексности за одређивање сличности између два вектора и дискретна репрезентација говорног сигнала. Са друге стране, кључни недостаци векторске квантизације су увођење додатне дисторзије услед додатног шума квантизације и величина меморије неопходне за смештање података о кодној репрезентацији је често значајна.

На слици 3.7. представљен је блок дијаграм основног обучавања векторске квантизације и класификације вектора.



Слика 3.7. Блок дијаграм алгоритма основног обучавања векторске квантизације и класификације

За имплементацију векторске квантизације потребно је обезбедити:

- велики скуп вектора који чине обучавајући скуп. Овај обучавајући скуп се користи за одређивање оптималног скупа вектора који на најбољи начин представљају обучавајући скуп. Уобичајено је да се захтева да број вектора који чине обучавајући скуп буде најмање десет пута већи од величине кодне књиге за векторску квантизацију.

- меру сличности између два вектора како би се извршила кластеризација обучавајућег скупа вектора и касније класификовали одређени вектори у јединствену кодну књигу.
- процедуру за рачунање центроида која на основу поделе обучавајућег скупа у кластере бира центроид сваког од кластера за део кодне књиге.
- процедуру класификације која одређени вектор класификује најближем вектору кодне књиге и користи ознаку вектора кодне књиге ради представљања групе вектора.

Обучавајући скуп је потребно изабрати на такав начин да се векторска кластеризација буде робусна. Са друге стране, мера за поређење спектралних вектора \mathbf{v}_i и \mathbf{v}_j мора бити у облику, [58]:

$$d(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) = d_{ij} \begin{cases} = 0, & \mathbf{v}_i = \mathbf{v}_j \\ > 0, & \mathbf{v}_i \neq \mathbf{v}_j \end{cases}. \quad (3.78)$$

Овакве особине има велики број мера. Најчешће коришћене су Еуклидска (*Euklidean*) мера, [55]:

$$d(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) = \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j\| = \sqrt{(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)^T (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)}, \quad (3.79)$$

или Махаланобијева (*Mahalanobis*) мера, [55]:

$$d(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) = \sqrt{(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)^T \Sigma_{\mathbf{v}_j}^{-1} (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)}. \quad (3.80)$$

при чему је $\Sigma_{\mathbf{v}_j}$ матрица коваријансе вектора \mathbf{v}_j .

Са друге стране као мера за поређење два вектора може се искористити и, [59]:

$$d(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) = 0.5 (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j)^T \Sigma_{\mathbf{v}_j}^{-1} (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j) + 0.5 \ln |\Sigma_{\mathbf{v}_j}| - 0.5 \ln P_{\mathbf{v}_j}, \quad (3.81)$$

где је $\Sigma_{\mathbf{v}_j}$ матрица коваријансе вектора \mathbf{v}_j и априорна вероватноћа појаве вектора \mathbf{v}_j .

За кластеризацију обучавајућег скупа најчешће се користе алгоритам кластеризације на основу најближе средње вредности (*k - means* или *c - means* алгоритам кластеризације) или методом квадратне кластеризације, [56].

Алгоритам кластеризације на основу најближе средње вредности се може формализовати у следећим корацима:

1. врши се избор иницијалне класификације и срачунају се центри кластера као средње вредности сваког од кластера,

2. на основу срачунатих средњих вредности кластера врши се рекласификација сваког вектора на основу минимума (3.79) и врши се избор нових средњих вредности кластера
3. ако је неки вектор рекласификован у једној итерацији, понавља се корак (2). Са друге стране, алгоритам рекласификације се завршава ако ниједан вектор није рекласификован.

Овај алгоритам дели кластере по део по део линеарним бисекторима јер само средње вредности утичу на формирање границе, али не и коваријационе матрице. Добра страна овог метода је да се почетна кластеризација може узети стохастички, али се конвергенција алгоритма не може гарантовати.

Метод квадратне декомпозиције се може формализовати кроз следеће кораке:

1. врши се избор иницијалне класификације и срачунају се априорне вероватноће појаве класа, вектори средњих вредности и коваријационе матрице за сваки кластер.
2. на основу овако срачунатих вредности врши се класификација сваког вектора на основу минималне вредности (3.81).
3. ако је било који од вектора рекласификован, у новој итерацији врши се процена вектора средњих вредности, коваријационих матрица и априорних вероватноћа и понавља се корак (2).

Поређењем са $c - means$ алгоритмом кластеризације, метод квадратне кластеризације је нумерички сложенији и осетљивији на почетну класификацију и број вектора који се кластеризују. Предност алгоритма квадратне кластеризације је да су границе између кластера део по део квадратне криве, па се могу кластеризовати и класе које нису линеарно сепарабилне.

Процедура класификације вектора је у основи претрага кодне књиге како би се одредило „најбоље“ поклапање. Ако се вектори M -димензионе кодне књиге означе као y_m и са v вектор који се класификује, тада је m^* индекс најбољег улаза у кодној књизи:

$$m^* = \arg \min_{1 \leq m \leq M} d(v, y_m), \quad (3.82)$$

при чему је $d(v, y_m)$ дефинисано у (3.79-81). За велике димензије кодне књиге ($M \geq 1024$), рачунање (3.82) може бити веома захтевно за рачунање.

4. Експертски систем за праћење и препознавање циљева у радарском окружењу

У овом делу дисертације дат је опис базе радарских сигнала која је послужила за пројектовање и тестирање експертског система за праћење понашања радарских циљева. Након овога дат је приказ резултата примене мера концентрације енергије за избор параметара спектрограма, док се у наставку ове главе разматра избор реда параметара ауторегресивног модела као вектора обележја ради класификације радарских циљева. Избором одговарајућих параметара омогућено је пројектовање експертског система за праћење понашања радарских циљева применом скривених Марковљевих ланаца. Први корак у пројектовању овог система представља процес векторске квантизације добијених обележја, док је у наставку извршен избор топологије и обучавање скривених Марковљевих ланаца. Резултати праћења понашања радарских циљева су дати на крају овог поглавља.

4.1. Опис прикупљене базе радарских сигнала

У овој дисертацији за прикупљање података радарским сензором коришћен је радар описан у глави 2. Овај радар има аудио излаз, који се може користити за детекцију и класификацију радарских циљева. Детекција и класификација радарских циљева је заснована на искуству оператора. Када радарски сигнал падне на циљ који се креће ка или од радара, сигнали рефлектовани од различитих делова циља имаће различит Доплеров померај који је пропорционалан радијалној брзини тих делова. Доплерове фреквенције се налазе унутар аудио опсега и реда су килохерца, а оператор их може преслушати слушалицама. Када се слуша овај звук, може се уочити да различити радарски циљеви производе јединствен звук који се може лако препознати. За потребе снимања, покретни радарски циљеви су детектовани и аутоматски праћени радаром, омогућавајући континуалне снимке радарског ехо сигнала. Растојање између радара и циља је било од 200 m до 450 m. Покретни радарски циљеви су се кретали асфалтним путем ширине 4 m на правцу директног осматрања радара. Кретање ових циљева је било у потпуности контролисано, при чему је разматрано само директно

кретање (ка и од радара). Допринос сваке особе у групи примљеном радарском сигналу је једнак услед фронталног кретања свих особа у групи.

На слици 4.1 приказан је сателитски снимак терена, као и изглед терена са радарским циљевима.



а)



б)

Слика 4.1. Изглед терена за прикупљање података радарским сензором: а) сателитски снимак, б) снимак телевизијском камером

Амплитуда сирових података импулсно – Доплеровог радара је у опсегу ± 1 V. Аудио излаз радарског сензора је повезан са микрофонским улазом звучне картице рачунара, односно улазом аквизицијске картице DAQ и снимљен на рачунар, при чему су подаци сачувани у дигитализованом WAV, односно CSV формату, са фреквенцијом одабирања $f_s = 4$ kHz. Дигитализовани подаци се могу лако обрађивати коришћењем програмског пакета MATLAB™.

За потребе формирања базе радарских сигнала извршено је укупно тринаест експеримената.

Експеримент 1: нема покрета 14 секунди, особа хода 10 секунди, нема покрета 2 секунде, особа хода 20 секунди, особа трчи 8 секунди, нема покрета 2 секунде, особа трчи 8 секунди, нема покрета 2 секунде и особа хода 4 секунде.

Експеримент 2: нема покрета 14 секунди, особа трчи 12 секунди, особа хода 8 секунди, нема покрета 2 секунде, особа трчи 18 секунди, особа хода 2 секунде, особа трчи 8 секунди и особа хода 6 секунди.

Експеримент 3: нема покрета 14 секунди, возило се креће 22 секунде, особа хода 10 секунди, возило се креће 8 секунди, нема покрета 2 секунде, особа хода 8 секунди и возило се креће 6 секунди.

Експеримент 13: нема покрета 10 секунди, особа хода 4 секунде, особа трчи 10 секунди, група особа хода 10 секунди, особа трчи 10 секунди, возило се креће 20 секунди, нема покрета 2 секунде и група особа трчи 4 секунде.

Након снимања података на рачунар извршена је подела добијених података на секвенце дужине 10 секунди или 40 000 одбирака. Укупно је издвојено 74 секвенце реалних радарских ехо сигнала. Како би се разматрало различито понашање радарских циљева, подела података на секвенце је извршена тако да у оквиру интервала времена трајања 4 секунде, 2 секунде и 4 секунде постоји само један радарски циљ. Ради лакшег означавања радарских циљева, сваки од њих је кодован различитом бројном вредности: 1 – клатер, 2 – особа која хода, 3 – особа која трчи, 4 – група особа које ходају, 5 – група особа које трче и 6 – возило. У табели 4.1 приказане су кодне ознаке секвенци реалних радарских ехо података прикупљених током израде ове дисертације.

<i>клатер</i>	<i>особа хода</i>	<i>особа трчи</i>	<i>група особа хода</i>	<i>група особа трчи</i>	<i>возило</i>
111	212	312	412	512	612
122	213	313	413	513	613
133	214	314	414	514	614
144	215	315	415	515	615
155	216	316	416	516	616
166	222	322	422	522	622
	223	323	433	533	633
	224	332	442	544	644
	225	333	443	555	655
	226	334	444	556	662
	233	335	445	566	663
	244	336	446		664
	255	344	455		665
	266	355	466		666
		366			

Табела 4.1. Опис прикупљене базе реалних радарских секвенци коришћене за праћење понашања реалних радарских циљева

У табели 4.1 прва ознака кодне секвенце означава радарски циљ, односно радарски клатер у првих 4 секунде секвенце. Други број у оквиру секвенце је ознака радарског циља, односно клатера од пете до шесте секунде секвенце, док трећа ознака означава радарски циљ у задње 4 секунде секвенце. На пример, ознака у прикупљеној бази 612 означава да је у првих 4 секунде секвенце присутно возило, да у наредне 2 секунде нема радарских циљева, а да је затим у последње 4 секунде присутна особа која хода. За овако формирану базу реалних радарских сигнала, извршен је избор

параметара спектрограма као временско – фреквенцијске дистрибуције анализираних сигнала.

4.2. Избор параметара спектрограма радарског сигнала

Доплерови радарски ехо сигнали су временски променљиви и за њихову анализу користе се различите временско – фреквенцијске дистрибуције [6].

Једна од најчешће коришћених временско – фреквенцијских дистрибуција је спектрограм. Спектрограм $S(n, k)$ дискретног сигнала $x(n)$ је дефинисан као, [6]:

$$S(n, k) = |F(n, k)|^2 = \left| \sum_{i=-N/2}^{N/2} w(i) x(n+i) e^{-j \frac{2\pi}{N} ik} \right|^2, \quad (4.1)$$

при чему је $F(n, k)$ временски зависна Фуријеова трансформација (Short Time Fourier Transform – STFT), w је коришћени прозор, N је број тачака за рачунање Фуријеове трансформације и j је имагинарна јединица. Спектрограм је квадратна верзија временски зависне Фуријеове трансформације. Временска и фреквенцијска резолуција су одређени дужином прозорске функције w . Смањивање дужине прозора одговара бољој временској резолуцији и погоршању фреквенцијске резолуције и обратно. Прозори могу бити са преклапањем и без преклапања у временском домену. Повећање преклапања води ка глатком спектрограму са бољом временском резолуцијом.

Избор временско – фреквенцијске дистрибуције сигнала је условљен пореклом посматраних сигнала, као и екстракцијом значајних обележја. У овом истраживању су разматрани снимљени радарски сигнали који потичу од различитих покретних циљева. Највећи број кључних обележја које описују ове циљеве су концентрисани око централне Доплерове фреквенције, те је концентрација енергије усвојена као критеријум за избор оптималних параметара временско – фреквенцијске дистрибуције. Ова концентрација енергије је квантитативна мера за поређење квалитета различитих метода временско – фреквенцијске дистрибуције и може се користити као критеријум за адаптивни и аутоматски избор параметара временско – фреквенцијске дистрибуције без утицаја корисника, [11].

У овом истраживању разматране су три критеријумске мере. Прва од тих мера је заснована на односу норми и предложена је од Jones-а и Parks-а у [9] и означена је као M_{JP} . Друга коришћена мера је позната као Ренијева ентропија нормализована по запремини дистрибуције, RV_3 , предложена у [10]. Ради превазилажења проблема у

коришћењу мера M_{JP} и RV_3 , у [11] је предложена нова мера концентрације енергије, M_2^2 .

У [9] је предложена мера заснована на односу L_4 и L_2 норми амплитуда временско – фреквенцијске дистрибуције:

$$M_{JP} = \left(\frac{L_4}{L_2} \right)^4 = \frac{\sum_n \sum_k |TFD(n, k)|^4}{\left(\sum_n \sum_k |TFD(n, k)|^2 \right)^2}, \quad (4.2)$$

где је $|TFD(n, k)|$ амплитуда временско – фреквенцијске дистрибуције анализираниг сигнала. Мера M_{JP} има веће вредности за временско – фреквенцијске дистрибуције које су више концентрисане. Ако се анализира вишекомпонентни сигнал чије су компоненте истих енергија, мера M_{JP} даје предност више локализованог компоненти [Jones 90]. Како би се превазишао овај проблем, предложена је примена ове мере на делове временско – фреквенцијске равни. Овај приступ може обезбедити прихватљивије резултате, али уз значајне рачунске захтеве.

Познато је да RV_3 може бити коришћена као мера квалитета временско – фреквенцијске дистрибуције за широк опсег улазних сигнала. Мера RV_3 је дефинисана на основу Ренијеве (Rényi) ентропије [10] која се може изразити као:

$$R_\alpha = \frac{1}{1-\alpha} \log_2 \left(\sum_n \sum_k TFD^\alpha(n, k) \right), \quad (4.3)$$

где је α параметар. Ако је $\alpha = 3$ присуство осцилаторних крос – компоненти је потиснуто и потребно је извршити нормализацију мере. У овој дисертацији извршена је нормализација Ренијеве ентропије у односу на запремину дистрибуције као, [11]:

$$RV_3 = -\frac{1}{2} \log_2 \left(\sum_n \sum_k \left(\frac{TFD(n, k)}{\sum_n \sum_k |TFD(n, k)|} \right)^3 \right). \quad (4.4)$$

Мера RV_3 има мање вредности за временско – фреквенцијске дистрибуције сигнала које су више концентрисане.

Мера предложена у [11] је заснована на класичној дефиницији трајања сигнала ограниченог у времену. Користећи овај концепт на временско – фреквенцијску дистрибуцију анализираниг сигнала, мера концентрације енергије је дефинисана као:

$$M_p^p = \left(\sum_n \sum_k |TFD(n, k)|^{1/p} \right)^p, \quad (4.5)$$

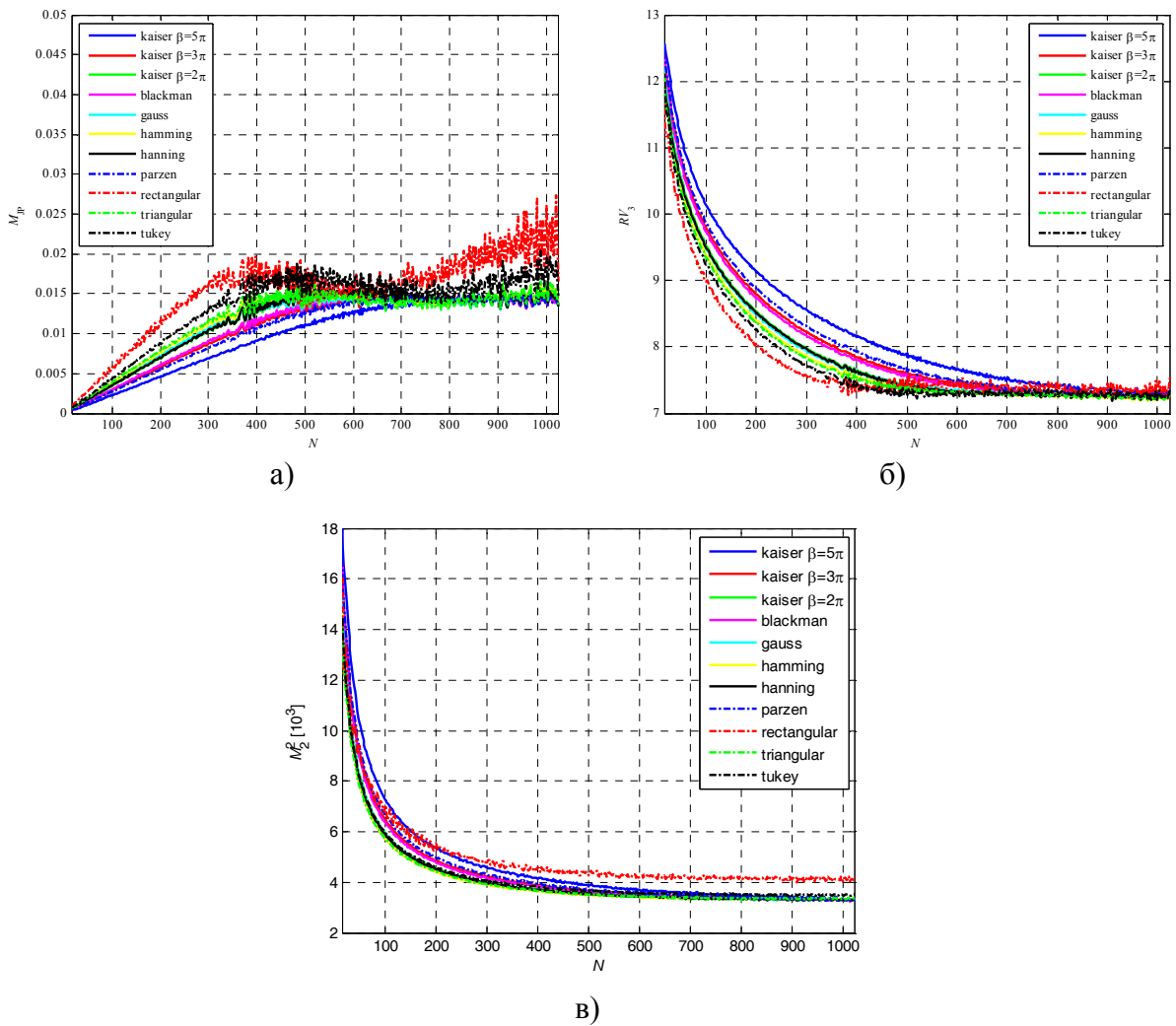
при чему је $\sum_n \sum_k TFD(n, k) = 1$ и $p > 1$. Како би се обезбедила робустност предложене мере, потребно је изабрати малу вредност p ($p = 2$). Мање вредности мере M_2^2 одговарају временско – фреквенцијским дистрибуцијама које су више концентрисане.

Овај део дисертације разматра проблем одређивања параметара временско – фреквенцијске дистрибуције чијом употребом се постиже максимална концентрација енергије. Оцена концентрације енергије извршена је на основу мера M_{JP} , RV_3 и M_2^2 дефинисаних на основу (4.2), (4.4) и (4.5), респективно. Разматране временско – фреквенцијске дистрибуције су спектрограми различитих облика прозора (правоугаони, троугаони, Блекманов, Гаусов стандардне девијације $\sigma = 0.4$, Хамингов, Ханингов, Парценов, Тјукејев параметра облика $R = 0.5$, Кајзеров параметра облика $\beta = 2\pi$, Кајзеров параметра облика $\beta = 3\pi$, Кајзеров параметра облика $\beta = 5\pi$) чија се дужина мења од $N_{winmin} = 16$ до $N_{winmax} = 1024$ са кораком 2, уз преклапање 50%. Број тачака за рачунање Фуријеове трансформације једнак је ширини прозора у свим случајевима.

4.2.1. Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од возила

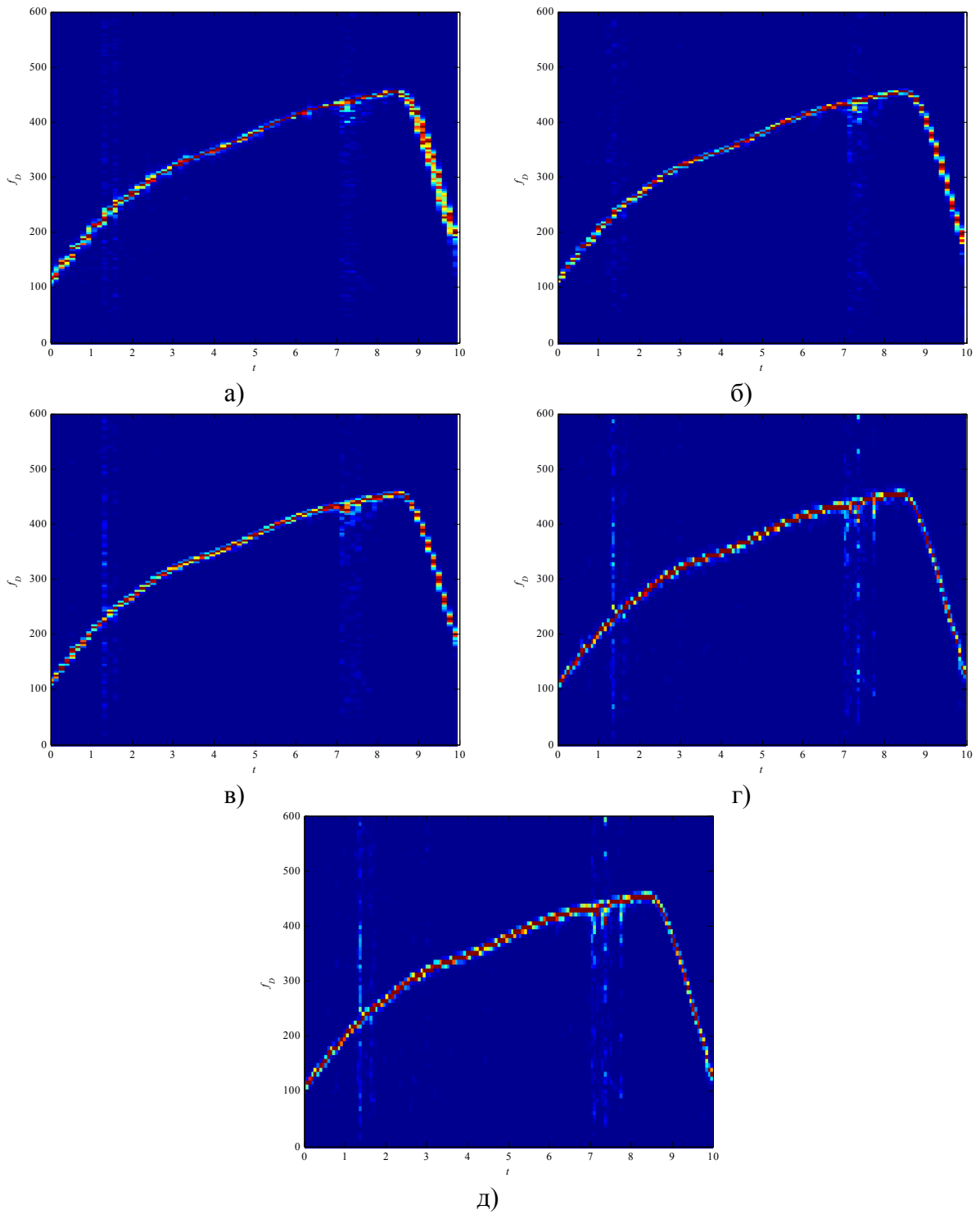
Предмет анализе овог поглавља представља избор параметара спектрограма за анализу реалног радарског ехо сигнала који потиче од возила. На слици 4.2. приказане су мере концентрације енергије M_{JP} , RV_3 и M_2^2 у функцији од дужине примењеног прозора.

Анализом слике 4.2 уочава се да је правоугаони прозор ширине $N = 1020$ оптималан избор на основу M_{JP} (слика 4.2а), док је на основу RV_3 оптималан избор Хамингов прозор дужине $N = 966$ (слика 4.2б). Са друге стране, на основу мере M_2^2 (слика 4.2в) оптималан избор је Блекманов прозор дужине $N = 1014$. Поред анализираниог, може се уочити да након $N = 512$ одбирака нема великих промена мера концентрације енергије. За ову дужину прозора оптималан избор је Тјукејев прозор на основу M_{JP} и RV_3 , односно Хамингов прозор на основу M_2^2 . На слици 4.3 приказане су временско – фреквенцијске дистрибуције анализираниог реалног радарског сигнала који потиче од возила за различите дужине и облике прозорске функције.



Слика 4.2. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од возила у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_p , б) RV_3 , в) M_2^2

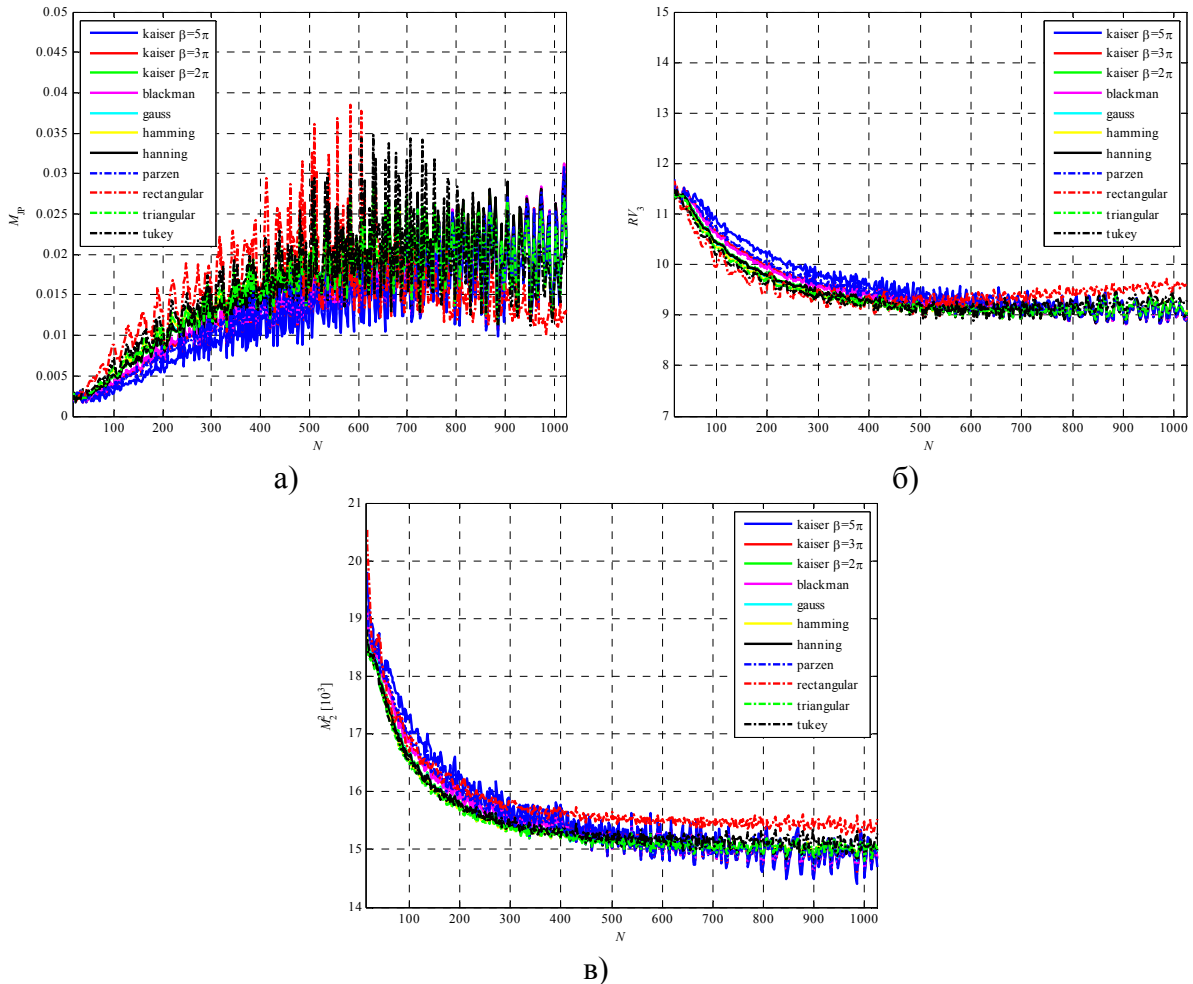
За спектрограм радарског ехо сигнала возила рачунатог за правоугаони прозор и дужину прозора $N = 1020$ (слика 4.3а) може се уочити добра концентрација енергије у делу спектрограма када возило убрзава, али се концентрација енергије смањује у делу када возило нагло успори. Овај резултат се може објаснити великом временском резолуцијом посматраног спектрограма. Слични закључци се могу извести и за спектрограме са Хаминговим прозором и $N = 966$ и Блакмановим прозором и $N = 1014$, приказаним на слици 4.3б) и слици 4.3в), респективно. Употребом прозора мање ширине побољшана је временска резолуција у делу сигнала где је промене брзине значајна, што се може уочити са слике 4.3г) и слике 4.3д). Са друге стране, када је промена брзине мала, погоршава се концентрација енергије. За овај део сигнала, као избор са становишта концентрације енергије, Хамингов прозор (слика 4.3д) обезбеђује већу концентрацију енергије у односу на Тјукејев прозор (слика 4.3г).



Слика 4.3. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од возила рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 1020$, б) Хамингов прозор и $N = 966$, в) Блекменов прозор и $N = 1014$, г) Тјукејев прозор и $N = 512$, д) Хамингов прозор и $N = 512$

4.2.2. Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од особе која хода

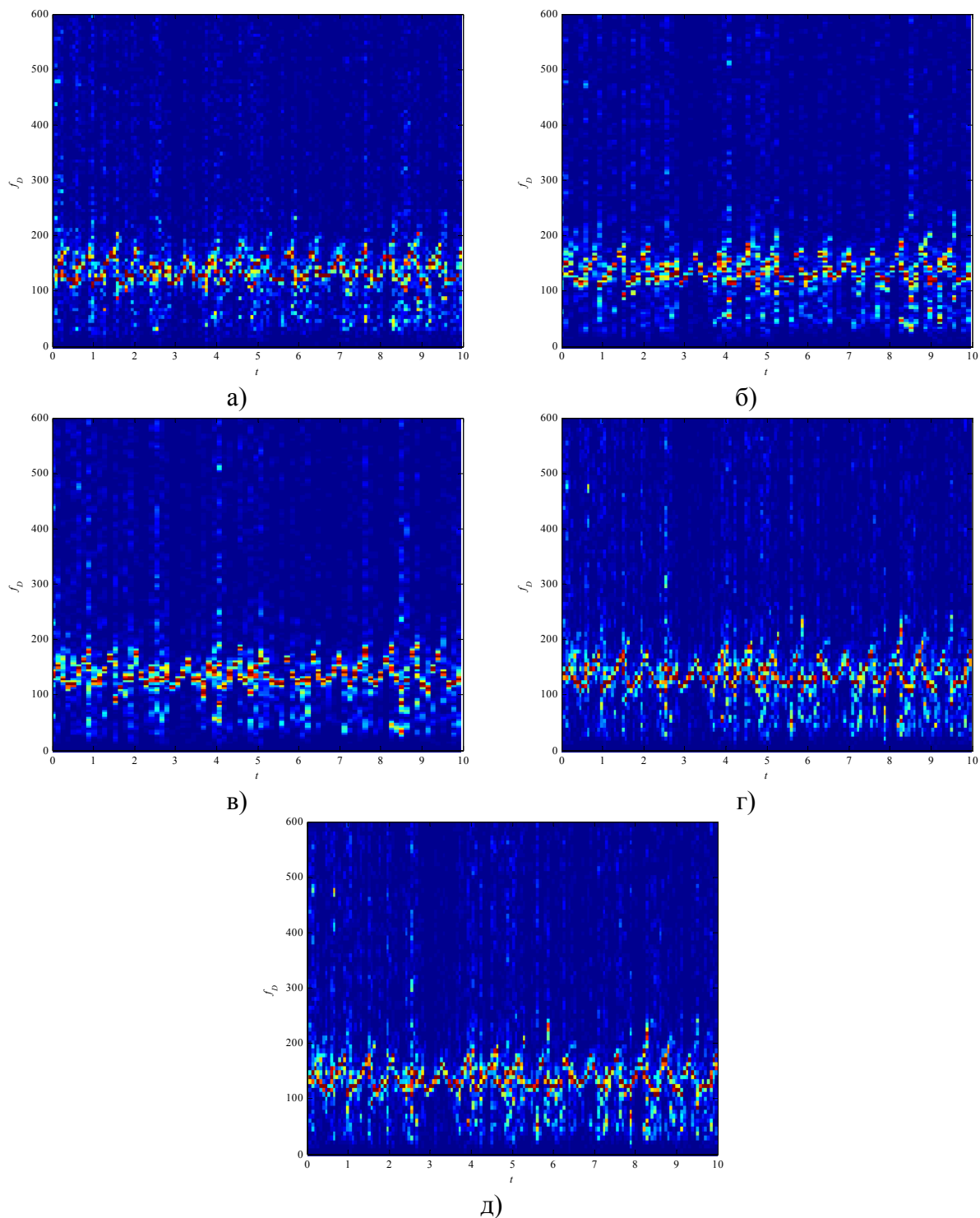
Избор параметара спектрограма реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која хода је предмет анализе у овом поглављу. Мере концентрације енергије M_{JP} , RV_3 и M_2^2 у функцији од дужине примењеног прозора приказане су на слици 4.4.



Слика 4.4. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која хода у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2

На основу слике 4.4 уочава се да је правоугаони прозор ширине $N = 584$ оптималан избор на основу M_{JP} , док је на основу RV_3 оптималан избор Блукманов прозор дужине $N = 904$. Са друге стране, на основу мере M_2^2 Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ дужине $N = 984$ представља оптималан избор. Поред анализираних, може се уочити да након $N = 512$ одбирака нема великих промена мера концентрације енергије. За ову дужину прозора оптималан избор је Хамингов прозор на основу M_{JP} и RV_3 , односно Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ на основу M_2^2 .

На слици 4.5 приказани су спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која хода за различите дужине прозора и облике прозорских функција.



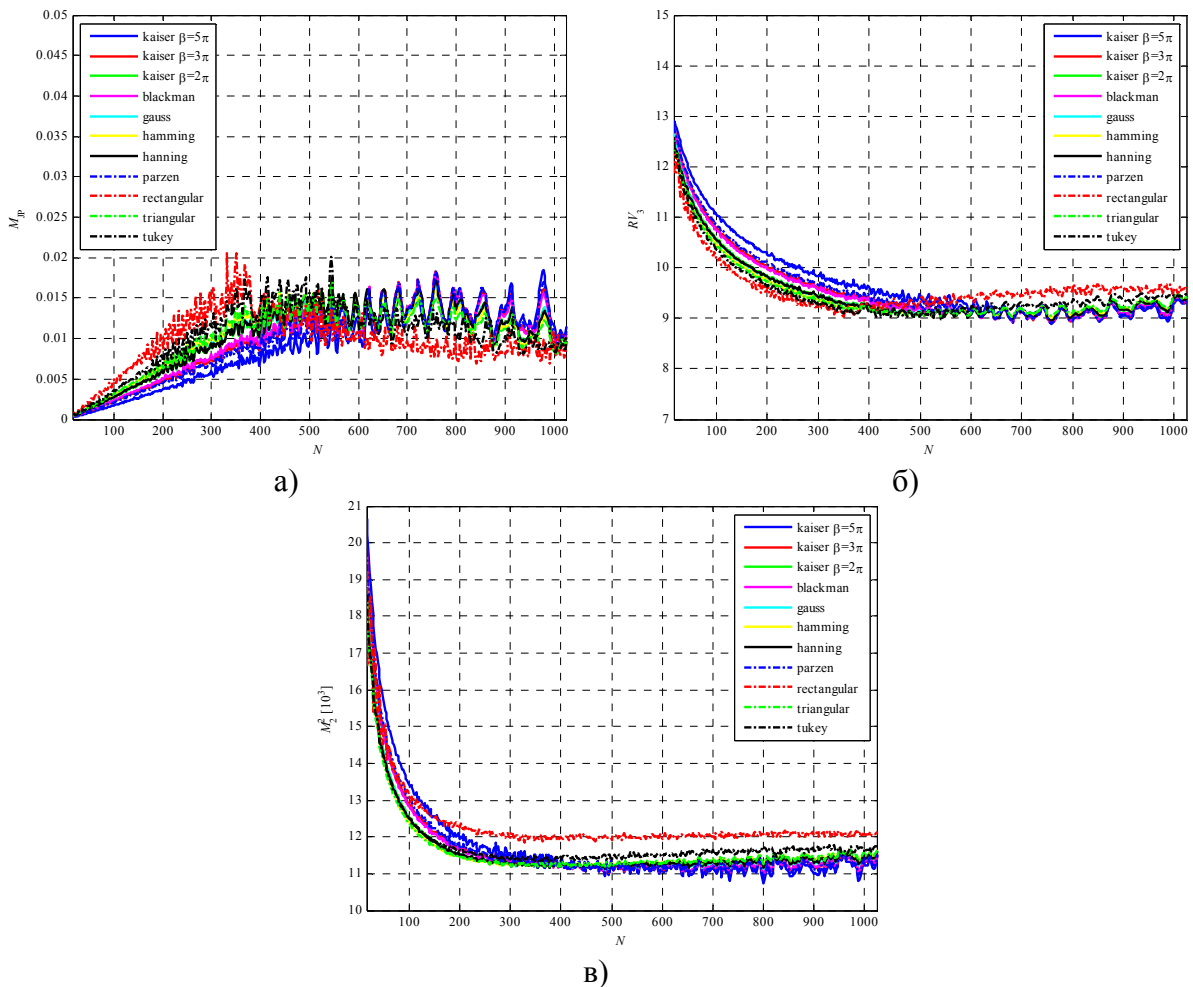
Слика 4.5. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која хода рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 584$, б) Блекменов прозор и $N = 904$, в) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 984$, г) Хамингов прозор и $N = 512$, д) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ и $N = 512$

На слици 4.5а) приказан је спектрограм радарског ехо сигнала особе која хода рачунат применом правоугаоног прозора дужине $N = 584$. Поређењем овог спектрограма са спектрограмом рачунатим Блакмановим прозором дужине $N = 904$ (слика 4.5б) уочава се боља концентрација енергије око централне Доплере учестаности у случају примене правоугаоног прозора. Оптималан спектрограм на основу мере M_2^2 је спектрограм рачунат Кајзеровим прозором параметра облика $\beta = 5\pi$ дужине $N = 584$ и приказан је на слици 4.5в). Анализом овог спектрограма уочава се мања концентрација енергије око централне Доплере учестаности у односу на спектрограме рачунате прозорима одређеним оптимизацијом мера M_{JP} и RV_3 . Спектрограм рачунат Хаминговим прозором дужине $N = 512$, приказан на слици 4.5г), обезбеђује већу концентрацију енергије око централне Доплере учестаности у односу на оптималан спектрограм одређен на основу мере M_2^2 . На слици 4.5д) приказан је спектрограм рачунат Кајзеровим прозором параметра облика $\beta = 2\pi$ дужине $N = 512$. Поређењем овог спектрограма са спектрограмом приказаним на слици 4.5г) уочава се нешто мања концентрација енергије око централне Доплере учестаности при примени Кајзеровог прозора параметра облика $\beta = 2\pi$.

4.2.3. Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од особе која трчи

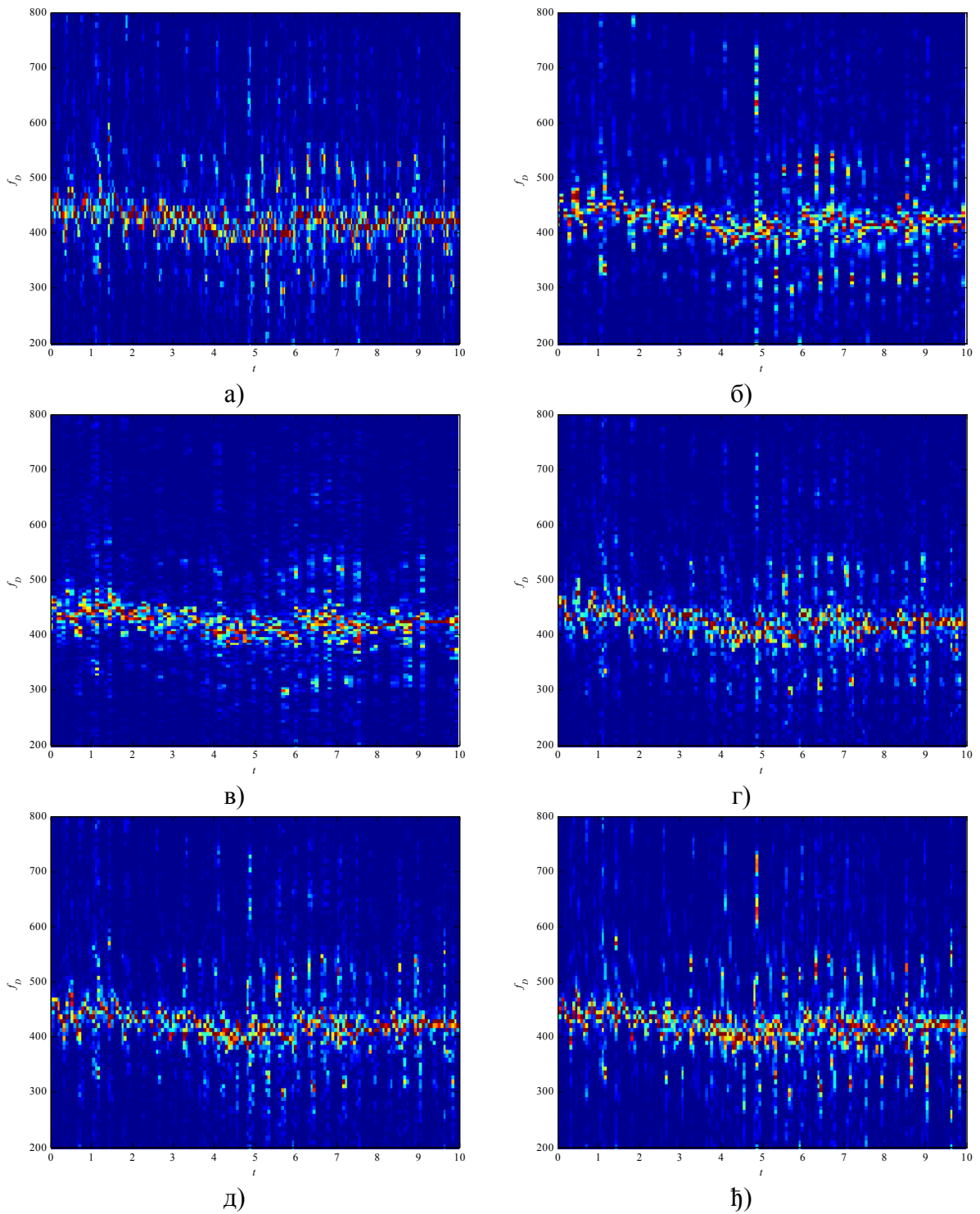
Избор параметара спектрограма реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која трчи применом мера концентрације енергије је разматран у овом делу дисертације. Резултати анализираних мера концентрације енергије приказане су на слици 4.6.

На основу слике 4.6а) закључује се да је правоугаони прозор ширине $N = 350$ је оптималан избор на основу M_{JP} . Анализом слике 4.6б) оптималан избор је Парценов прозор дужине $N = 758$ на основу RV_3 , док је на основу мере M_2^2 (слика 4.6в) оптималан избор правоугаони дужине $N = 800$. Као и за претходно анализираних сигнала, уочава се да након $N = 512$ одбирака нема великих промена мера концентрације енергије. За ову дужину прозора оптималан избор је правоугаони прозор на основу M_{JP} , Тјукејев прозор користећи RV_3 , односно Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 3\pi$ на основу M_2^2 . На слици 4.7 приказане су временско – фреквенцијске дистрибуције анализираних сигнала за изабране прозорске функције.



Слика 4.6. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која трчи у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_p , б) RV_3 , в) M_2^2

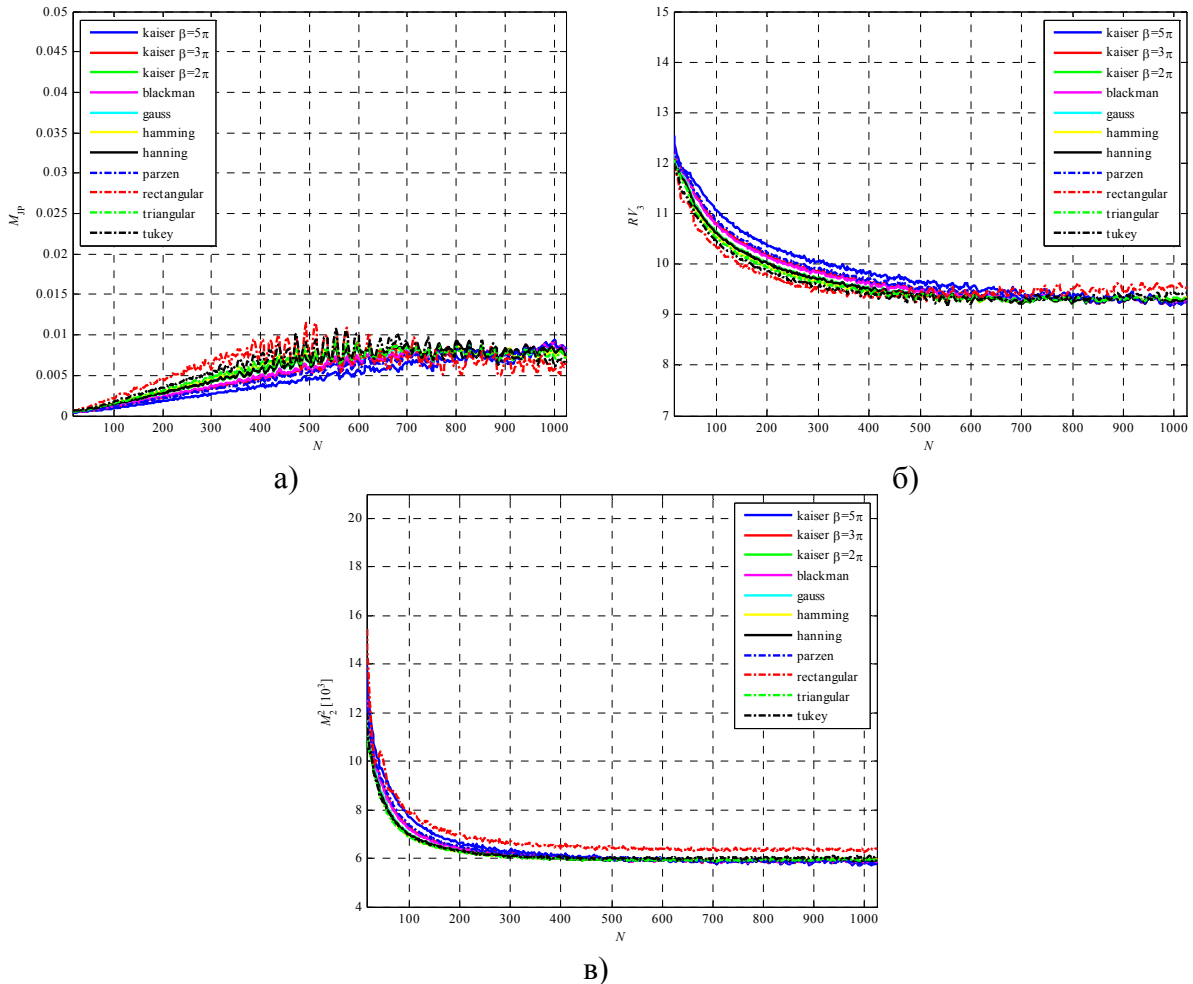
Спектрограм радарског ехо сигнала који потиче од особе која трчи рачунат за правоугаони прозор дужине $N = 350$ (слика 4.7а) поседује већу концентрацију енергије око централне Доплере учестаности у односу на спектрограм рачунат Парценовим прозором дужине $N = 758$ (слика 4.7б) и спектрограм рачунат правоугаоним прозором дужине $N = 800$ (слика 4.7в). На слици 4.7г) приказан је спектрограм рачунат правоугаоним прозором дужине $N = 512$. За ову дужину прозора уочава се незнатно већа концентрација енергије око централне Доплере учестаности у односу на примењени Тјукејев прозор (слика 4.7д), односно Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 3\pi$ (слика 4.7ђ) исте дужине.



Слика 4.7. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од особе која трчи рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 350$, б) Парценов прозор и $N = 758$, в) правоугаони прозор и $N = 800$, г) правоугаони прозор и $N = 512$, д) Тјукејев прозор и $N = 512$, ж) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 3\pi$ и $N = 512$

4.2.4. Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од групе особа које ходају

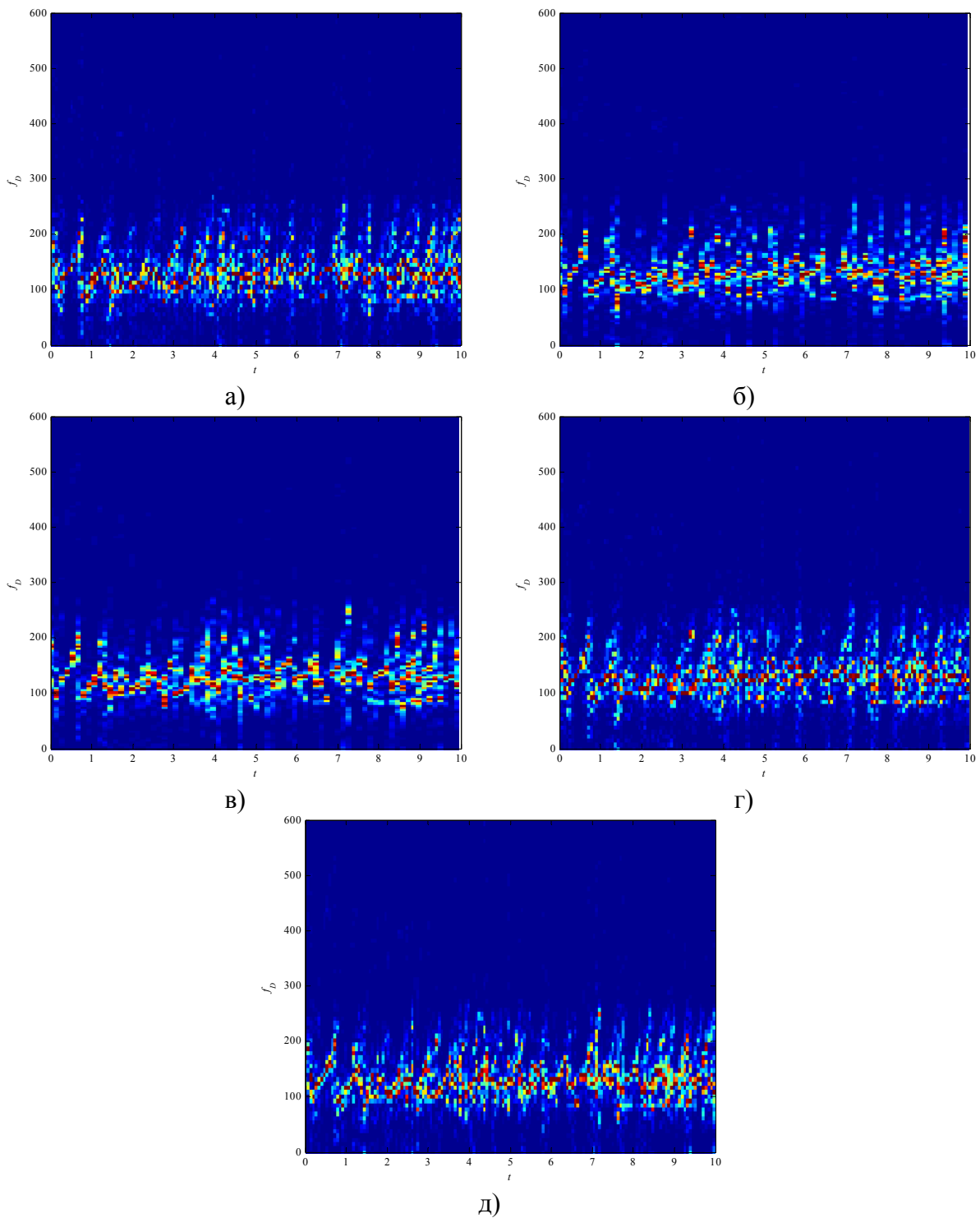
Предмет анализе у овом делу дисертације је избор временско – фреквенцијске дистрибуције реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају коришћењем мера концентрације енергије, при чему су ове мере приказане на слици 4.8.



Слика 4.8. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2

Правоугаони прозор ширине $N = 492$ је оптималан избор на основу M_{JP} (слика 4.8а). Са друге стране на основу RV_3 оптималан избор је Парценов прозор дужине $N = 992$ (слика 4.8б), док је на основу мере M_2^2 оптималан избор је Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ дужине $N = 1014$ (слика 4.8в). Поред анализираних, може се уочити да након $N = 512$ одбирака нема великих промена мера концентрације енергије. За ову дужину прозора оптималан избор је правоугаони прозор на основу M_{JP} и RV_3 ,

односно Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ на основу M_2^2 . На слици 4.9 приказане су временско – фреквенцијске дистрибуције анализираниг сигнала за различите облике и дужине прозора.



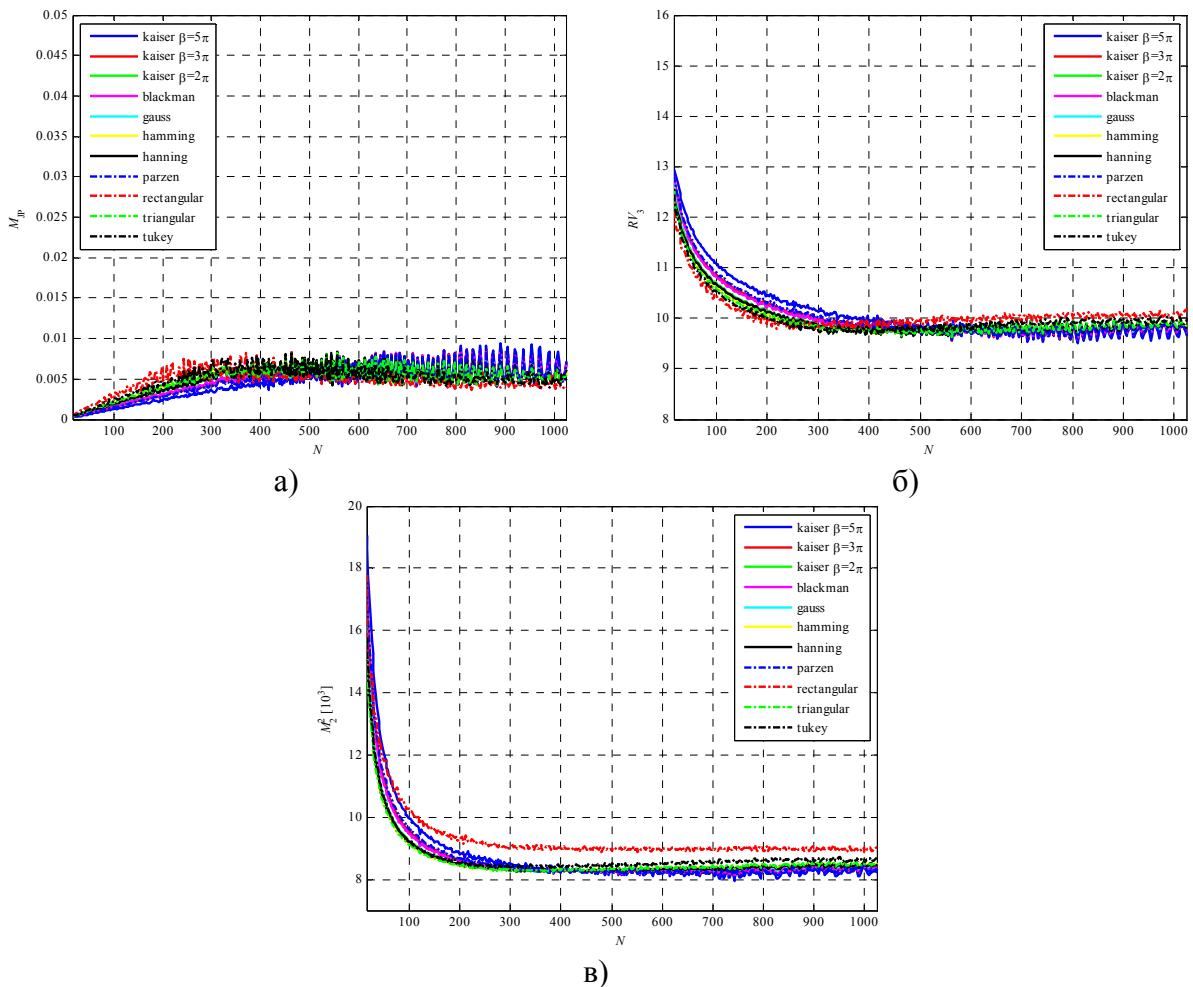
Слика 4.9. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају рачунати за: а) правоугаони прозор и $N = 492$, б) Парценов прозор и $N = 992$, в) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 1014$, г) правоугаони прозор и $N = 512$, д) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ и $N = 512$

Спектрограм радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају рачунат применом правоугаоног прозора дужине $N = 492$ је приказан на слици 4.9а), док су спектрограми истог сигнала рачунати применом Парценовог прозора дужине $N = 992$, односно Кајзеровог прозора параметра облика $\beta = 5\pi$ дужине $N = 1014$ приказани на слици 4.9б), односно 4.9в), респективно. Анализом ових спектрограма може се уочити да је највећа концентрација енергије око централне Доплерове учестаности остварена применом правоугаоног прозора дужине $N = 492$. Поређењем овог спектрограма са спектрограмом рачунатим правоугаоним прозором дужине $N = 512$ и приказаним на слици 4.9г) није могуће уочити велике разлике. Разлог овоме је коришћење истог прозора сличне дужине ($N = 492$, односно $N = 512$) за анализу сигнала. Са друге стране, оптималан избор прозора на основу M_2^2 за дужину $N = 512$ је Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 2\pi$ и овај спектрограм је приказан на слици 4.9д). Анализом ове слике уочава се незнатно мања концентрација енергије око централне Доплерове учестаности у поређењу са спектрограмом рачунатим правоугаоним прозором и приказаним на слици 4.9г).

4.2.5. Избор параметара спектрограма сигнала који потиче од групе особа које трче

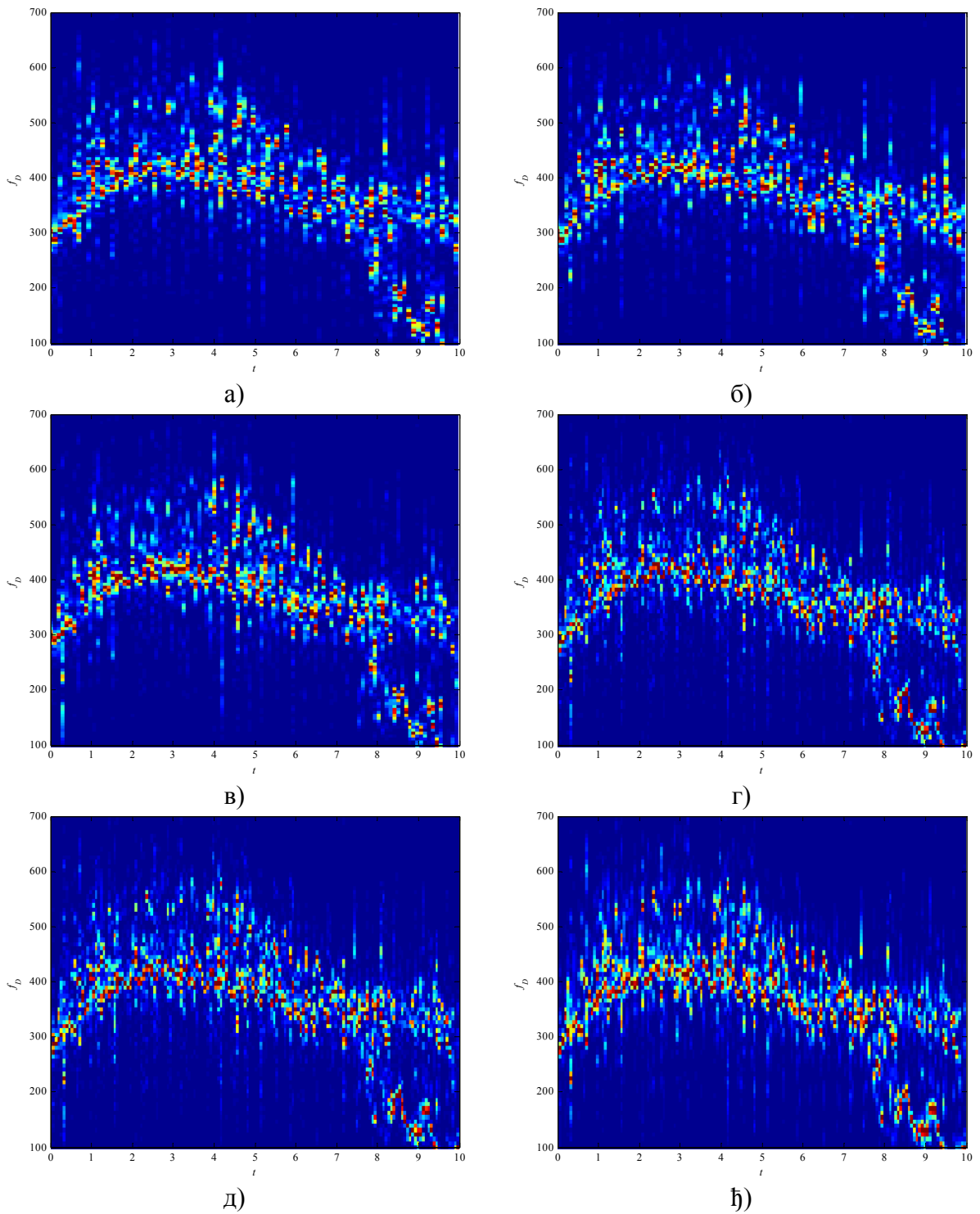
У овом делу дисертације извршено је одређивање оптималних параметара спектрограма на основу мера концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које трче. Мере концентрације енергије M_{JP} , RV_3 и M_2^2 овог сигнала приказане су на слици 4.10.

Анализом слике 4.10 може се уочити да је Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ оптималан избор на основу све три мере, али са дужинама $N = 890$, $N = 810$ и $N = 742$, респективно. Поред анализираног, може се уочити да након $N = 512$ одбирака нема великих промена мера концентрације енергије. За ову дужину прозора оптималан избор је Хамингов прозор на основу M_{JP} , односно Ханингов прозор на основу RV_3 , док је Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ оптималан избор на основу M_2^2 . На слици 4.11 приказане су временско – фреквенцијске дистрибуције анализираног сигнала за различите дужине прозора и различите облике прозорске функције.



Слика 4.10. Мере концентрације енергије реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које трче у функцији од дужине прозора N за различите прозорске функције: а) M_{JP} , б) RV_3 , в) M_2^2

Спектрограми приказани на слици 4.11а), 4.11б) и 4.11в) не обезбеђују довољну концентрацију енергије око централне Доплере учестаности, на супрот чињеница да је њихов избор спроведен оптимизацијом мера M_{JP} , RV_3 и M_2^2 . Најбоља концентрација енергије спектрограма радарског ехо сигнала групе особа које трче је остварена применом Хаминговог прозора дужине $N = 512$. Овај спектрограм је приказан на слици 4.11г). Незнатно мања концентрација енергије око централне Доплере учестаности је остварена за примењен Ханингов прозор исте дужине (слика 4.11д), док је приметно смањење концентрације енергије спектрограма при примени Кајзеровог прозора параметра облика $\beta = 5\pi$ дужине $N = 512$, (слика 4.11ђ).



Слика 4.11. Спектрограми реалног радарског ехо сигнала групе особа које трче рачунати за: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 890$, б) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 810$, в) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 742$, г) Хамингов прозор и $N = 512$, д) Хамингов прозор и $N = 512$, ж) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $N = 512$

4.3. Издвајање обележја за класификацију радарских ехо сигнала

Издавање обележја је један од најзначајних задатака при класификацији сигнала, [55]. При класификацији сигнала извиђачких радара користе се различита обележја. У доступној литератури могу се уочити два приступа: издвајање обележја на основу временско – фреквенцијске дистрибуције сигнала и издвајање обележја на основу репрезентације звучних сигнала.

У [19] као улаз у фази систем коришћени су средња централна Доплерова фреквенција и ширина спектра око ње. Са друге стране, пројекције спектрограма на временску и фреквенцијску осу су коришћене као вектори обележја за класификацију реалних радарских ехо сигнала у [20]. У [21] аутори су користили ширину пројекције спектрограма на фреквенцијску осу као вектор обележја за класификацију применом SVM. Резултати класификације човека који хода на основу обележја издвојених коришћењем вишепрозорског S-метода приказани су у [22].

Класификација циљева извиђачких радара коришћењем естимације greedy Gaussian mixture (GMM) представљена је у [3]. Као вектор обележја коришћени су кепстрални коефицијенти и параметри ауторегресивног процеса сигнала са аудио излаза радара. У [23] извршена је класификација сигнала извиђачких радара коришћењем техника за препознавање говора. Као вектори обележја у овом раду коришћени су линеарни предиктивни коефицијенти, кепстрални коефицијенти и мел-кепстрални коефицијенти. Класификација аудио сигнала извиђачких радара коришћењем неуралних мрежа урађена је у [24]. Вектори обележја у овом истраживању су параметри ауторегресивног модела аудио – Доплеровог сигнала радара.

У овој дисертацији коришћени су параметри ауторегресивног модела радарског ехо сигнала као вектори обележја за класификацију и праћење понашања радарских циљева. Ови параметри су рачунати модификованом методом аутоковаријансе, при чему је у овом делу рада извршена селекција оптималног реда модела за различите облике прозорских функција.

4.3.1. Модификована метода аутоковаријансе за процену параметара ауторегресивног модела радарског ехо сигнала

У [25] је показано да се оптимални предиктор сигнала $x[n]$ унапред може изразити као:

$$\hat{x}[n] = -\sum_{k=1}^p a[k]x[n-k], \quad (4.6)$$

док се оптимални предиктор уназад истог сигнала може изразити као

$$\hat{x}[n] = -\sum_{k=1}^p a^*[k]x[n+k], \quad (4.7)$$

при чему су $a[k]$ и $a^*[k]$ коефицијенти, односно конјуговано комплексни параметри ауторегресивног (AR) процеса. У оба случаја снага минималне грешке предикције је једнака варијанси белог шума, σ^2 . Модификовани метод коваријансе естимира параметре AR процеса минимизацијом средње вредности снаге грешке предикције унапред и уназад, односно:

$$\hat{\rho} = \frac{1}{2}(\hat{\rho}^f + \hat{\rho}^b), \quad (4.8)$$

где је

$$\hat{\rho}^f = \frac{1}{N-p} \sum_{n=p}^{N-1} \left| x[n] + \sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] \right|^2, \quad (4.9)$$

$$\hat{\rho}^b = \frac{1}{N-p} \sum_{n=0}^{N-1-p} \left| x[n] + \sum_{k=1}^p a^*[k]x[n+k] \right|^2. \quad (4.10)$$

Како би се минимизовала снага грешке предикције (4.8), потребно је диференцирати $\hat{\rho}$ по параметрима $a[k]$ за $k=1,2,\dots,p$. Алтернативно, овај проблем се може посматрати као решавање комплексног градијента, те је:

$$\frac{\partial \hat{\rho}}{\partial a[l]} = \frac{1}{N-p} \left(\sum_{n=p}^{N-1} \left(x[n] + \sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] \right) x^*[n-l] + \sum_{n=0}^{N-1-p} \left(x^*[n] + \sum_{k=1}^p a^*[k]x[n+k] \right) x[n+l] \right) = 0, \quad (4.11)$$

за $l=1,2,\dots,p$. Након сређивања, (4.11) се може изразити као:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^p \hat{a}[k] \left(\sum_{n=p}^{N-1} x[n-k]x^*[n-l] + \sum_{n=0}^{N-1-p} x^*[n+k]x[n+l] \right) = \\ = - \left(\sum_{n=p}^{N-1} x[n]x^*[n-l] + \sum_{n=0}^{N-1-p} x^*[n]x[n+l] \right), \end{aligned} \quad (4.12)$$

при чему је $l=1,2,\dots,p$. (4.12) се може изразити у матричном облику као

$$\begin{bmatrix} c_{xx}[1,1] & c_{xx}[1,2] & \cdots & c_{xx}[1,p] \\ c_{xx}[2,1] & c_{xx}[2,2] & \cdots & c_{xx}[2,p] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{xx}[p,1] & c_{xx}[p,2] & \cdots & c_{xx}[p,p] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a}[1] \\ \hat{a}[2] \\ \vdots \\ \hat{a}[p] \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} c_{xx}[1,0] \\ c_{xx}[2,0] \\ \vdots \\ c_{xx}[p,0] \end{bmatrix}, \quad (4.13)$$

где је

$$c_{xx}[j, k] = \frac{1}{2(N-p)} \left(\sum_{n=p}^{N-1} x^*[n-j]x[n-k] + \sum_{n=0}^{N-1-p} x[n+j]x^*[n+k] \right). \quad (4.14)$$

Естимација варијансе белог шума је

$$\hat{\sigma}^2 = c_{xx}[0, 0] + \sum_{k=1}^p \hat{a}[k]c_{xx}[0, k]. \quad (4.15)$$

Модификовани метод коваријансе за одређивање параметара AR процеса је исти као и метод коваријансе, осим у дефинисању аутокорелативног естиматора, (4.14). Матрица (4.13) је хермитијан и позитивно дефинитна, што умногоме олакшава рачунање вредности параметара модела. Модификовани метод коваријансе не обезбеђује стабилност система са свим половима, мада се у пракси често дешава да су сви полови унутар јединичног круга.

4.3.2. Избор реда ауторегресивног модела радарског ехо сигнала

Избор реда ауторегресивног (AR) процеса је критичан за примену овог модела за обраду различитих врста сигнала. Мали ред процеса може узроковати филтрацију естимације спектра, док сувише велики ред има за последицу статистичку нестабилност модела.

У [25] је предложено више објективних мера за правилан избор реда ауторегресивног модела. У овом истраживању коришћен је Акаике критеријум информативности (Akaike Information Criterion – AIC), и предложена је мера за избор реда модела која се заснива на критеријуму заснованом на мери расипања, [56].

Све мере за избор реда модела су засноване на снази грешке предикције $\hat{\rho}_k$, [25]. Ова снага опада или остаје иста како се ред модела k повећава. Услед овога се не може просто посматрати грешка предикције, већ се мора узети у обзир и повећање варијансе спектралне естимације која је последица повећања броја параметара који се одређују. За ову сврху у [25] ред модела је изабран као минимална вредност функције коначне грешке предикције – *Final Prediction Error* ($FPE(k)$)

$$FPE(k) = \frac{N+k}{N-k} \hat{\rho}_k, \quad (4.16)$$

где је $\hat{\rho}_k$ снага грешке предикције за AR модела k -тог реда и N дужина података. Уочава се да иако $\hat{\rho}_k$ опада са порастом реда модела k , израз $(N+k)/(N-k)$ расте,

тако да овај израз моделује повећање варијансе снаге грешке предикције естиматора услед непрецизности у одређивању коефицијената предикције.

Други критеријум који се чешће употребљава је Акаике критеријум информативности AIC , [25]. Овај критеријум је дефинисан као

$$AIC(k) = N \ln \hat{\rho}_k + 2k. \quad (4.17)$$

Као и у случају критеријума $FPE(k)$, оптималан избор реда AR модела је онај ред који минимизује Акаике критеријум информативности. Овај критеријум представља естимацију Кулбак – Лајберове (Kullback – Leibler) дистанце између естимиране функције густине вероватноће и праве функције густине вероватноће и његова примена није ограничена на избор реда AR модела.

Примена $FPE(k)$ и $AIC(k)$ је доста слична, мада за сигнале мале дужине N , препоручљиво је користити $AIC(k)$, док је за сигнале веће дужине оба критеријума обезбеђују исти ред AR модела. Исти ред модела је обезбеђен услед међусобне зависности ова два критеријума:

$$AIC(k) = N \ln FPE(k). \quad (4.18)$$

Критеријум предложен у овој дисертацији је заснован на критеријуму на бази мере расипања, [56]. Овај критеријум се изводи на основу претходног постављеног циља – класификације. Услед тога свакој класи која се разматра придружен је вектор математичког очекивања M_i и одговарајућа коваријациона матрица Σ_i . У овом случају је могуће дефинисати матрицу унутар-класног расејања (within class scatter matrix) као:

$$S_W = \sum_{i=1}^L P_i \Sigma_i, \quad (4.19)$$

као и матрицу међукласног расипања (between class scatter matrix)

$$S_B = \sum_{i=1}^L P_i (\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_0)(\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_0)^T, \quad (4.20)$$

при чему је P_i априорна вероватноћа појаве класе и M_0 здружени вектор математичког очекивања за све класе заједно:

$$\mathbf{M}_0 = \sum_{i=1}^L P_i \mathbf{M}_i. \quad (4.21)$$

У [56] су предложени различити критеријуми за избор матрице трансформације при редукцији димензија обележја. У овој дисертацији је коришћен критеријум који обезбеђује максимално међукласно расипање и минимално унутаркласно расејање:

$$J_1 = \text{tr}(\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B). \quad (4.22)$$

Максимална вредност овог критеријума одговара изабраном реду модела.

Са повећањем реда модела k , повећава се и информативност критеријума. Како би се избегло повећање варијансе спектралне естимације која је последица повећања броја параметара који се одређују, (4.22) је модификовано као:

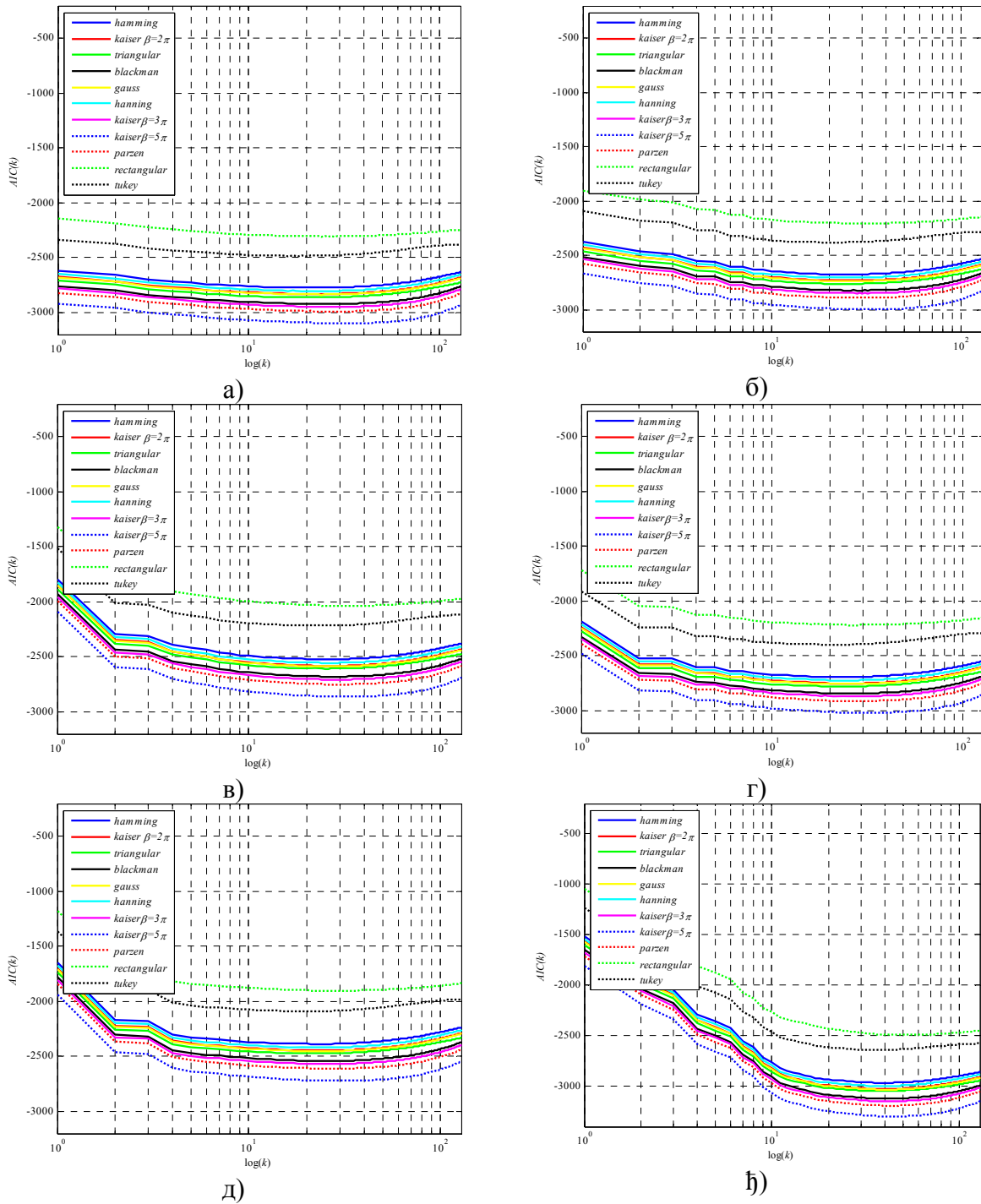
$$J_{1\text{mod}} = \frac{N-k}{N+k} \text{tr}(\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B). \quad (4.23)$$

Иако $\text{tr}(\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B)$ расте са повећањем реда AR модела, $(N-k)/(N+k)$ опада са повећањем реда k . Оптималан ред AR процеса представља оно k за које је $J_{1\text{mod}}$ максимално.

У овом истраживању поређени су параметри AR модела на основу $AIC(k)$ и $J_{1\text{mod}}$ за различите врсте реалних радарских ехо сигнала који потичу од клатера, особе која хода, особе која трчи, групе особа које ходају, групе особа које трче и возила. Коришћени су исти облици прозора као и за рачунање концентрације енергије око централне Доплерове учестаности дужине $N = 512$ одбирака, при чему је преклапање суседних прозора 50%. Ред AR модела је у границама од 1 до $N/4$.

На слици 4.12 приказане су вредности $AIC(k)$ рачунатих у односу на средњу снагу грешке предикције за различите облике прозора анализираних секвенци у зависности од реда AR процеса.

Анализом слике 4.12а) уочава се да је минимално $AIC(k)$ за реални радарски ехо сигнал који потиче од клатера остварен за примењени Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $k = 34$. Применом других анализираних прозора остварене су исте вредности реда AR процеса који моделује реални радарски ехо сигнал који потиче од клатера уз нешто веће вредности критеријума $AIC(k)$. Анализом $AIC(k)$ рачунатог за реални радарски сигнал који потиче од особе која хода (слика 4.12б), уочава се да је оптималан избор Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ при чему је оптимални ред AR процеса $k = 36$. Применом осталих облика прозора, одређен је исти ред модела за овај тип сигнала ($k = 36$), али уз нешто веће вредности критеријума.



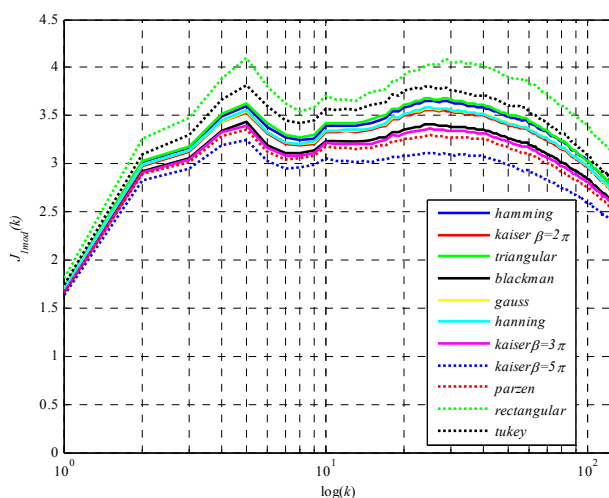
Слика 4.12. $AIC(k)$ рачунати у односу на средњу вредност грешке предикције у зависности од реда AR процеса за различите анализане прозоре реалних радарских ехо сигнала који потичу од: а) клатера, б) особе која хода, в) особе која трчи, г) групе особа које ходају, д) групе особа које трче, њ) возила

На слици 4.12в) приказана је вредност критеријума $AIC(k)$ за реални радарски сигнал који потиче од особе која трчи. Анализом овог критеријума може се уочити да је најмања вредност постигнута за Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $k = 32$. Применом осталих облика прозора остварене су веће вредности критеријума $AIC(k)$

са оптималним избором реда AR процеса $k = 32$. Анализом $AIC(k)$ реалног радарског ехо сигнала који потиче од групе особа које ходају (слика 4.12г) може се уочити да је најмања вредност овог критеријума постигнута за Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и $k = 30$. Примена осталих облика прозора дају исти ред модела. $AIC(k)$ реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које трче приказан је на слици 4.12д). Анализом овог критеријума уочава се да је минимална вредност постигнута за $k = 29$ за све анализирани прозоре, при чему је применом Кајзеровог облика прозора параметра облика $\beta = 5\pi$ остварена најмања вредност. Анализом вредности $AIC(k)$ рачунату у односу на средњу вредност снаге грешке предикције за реални радарски сигнал који потиче од возила (слика 4.12ђ) може се закључити да је за све анализирани облике прозора оптималан ред AR модела $k = 46$, док је за Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ постигнута минимална вредност ове мере.

На основу изложеног, може се закључити да су вредности оптималног избора параметара AR процеса исте за примењени критеријум $AIC(k)$. Ове вредности показују минималну вредност за примењени Кајзеров облик прозорске функције параметра облика $\beta = 5\pi$ у односу на друге анализирани облике прозора. Поред овог закључка, може се уочити да оптималан избор реда AR процеса зависи од анализираниг сигнала. Компарацијом вредности ових критеријума за различите улазне сигнале, изабран је ред модела $k = 32$.

На слици 4.13. приказане су вредности критеријума J_{mod} за све анализирани секвенце.



Слика 4.13. $J_{\text{mod}}(k)$ у зависности од реда AR процеса за различите анализирани прозоре реалних радарских ехо сигнала

Анализом слике 4.13 може се приметити да је максимална вредност $J_{\text{1mod}}(k)$ остварена за $k = 5$ за све анализиране прозоре, при чему највеће раздвајање радарских ехо сигнала је остварено применом правоугаоног прозора. Са друге стране, са слике 4.13 уочава се постојање локалног максимума критеријума за $k = 29$ док је оптималан избор прозора и даље правоугаони.

На основу изложеног у овом делу истраживања може се закључити да се ред параметара AR процеса који описују реалне радарске ехо сигнале разликује. Стога је у овом истраживању спроведена анализа за редове модела $k = 32$ и примењен Кајзеров облик прозорске функције параметра облика $\beta = 5\pi$, што је добијено анализом $AIC(k)$, односно $k = 5$ и $k = 29$ и примењен правоугаони прозор што је резултат примене критеријума $J_{\text{1mod}}(k)$.

4.3.3. Редукција димензија обележја за класификацију радарских ехо сигнала

Један од начина за редукцију димензија обележја представља трансформацију издвојених вектора обележја \mathbf{X} ради смањења димензија овог вектора, [60]. Најчешће је ова трансформација линеарна, тако да се добијена обележја \mathbf{Y} могу изразити као:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X}. \quad (4.24)$$

при чему је \mathbf{A} матрица трансформације. Димензије трансформисаних обележја \mathbf{Y} су значајно мање од димензија екстрахованих \mathbf{X} . Поступци избора матрице \mathbf{A} су различити: KL (Karhunen – Loeve) експанзија, избор на основу критеријума ентропије популације, избор на основу критеријума на бази мере расипања и други. У овом истраживању коришћен је избор матрице трансформације на основу критеријума на бази мере расипања, док су улазни вектори обележја параметри AR процеса.

Критеријум на бази мере расипања води рачуна да се редукција димензије обележја врши у односу на класификацију. Класификацију је потребно извршити у L различитих класа при чему је свакој од класа придружен вектор математичког очекивања \mathbf{M}_i и коваријациона матрица Σ_i , $i = 1, 2, \dots, L$. Матрица унутаркласног расејања \mathbf{S}_w се може дефинисати као

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^L P_i \Sigma_i, \quad (4.24)$$

где је P_i априорна вероватноћа појаве класе. Са друге стране, могуће је дефинисати матрицу међукласног растојања као:

$$\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^L P_i (\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_0)(\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_0)^T, \quad (4.25)$$

при чему је \mathbf{M}_0 здружени вектор математичког очекивања за све класе заједно:

$$\mathbf{M}_0 = \sum_{i=1}^L P_i \mathbf{M}_i. \quad (4.26)$$

У [56] су предложени различити критеријуми за избор матрице трансформације \mathbf{A} . Један од тих критеријума је заснован на томе да је трансформацију потребно извршити тако да се смањи унутаркласно расејање, а повећа међукласно расипање, односно

$$J_1 = \text{tr}(\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B). \quad (4.27)$$

За овако изабрани критеријум, матрица трансформације \mathbf{A} димензија $n \times m$ која минимизира овај критеријум може се написати као:

$$\mathbf{A} = [\Psi_1 \quad \Psi_2 \quad \dots \quad \Psi_m], \quad (4.28)$$

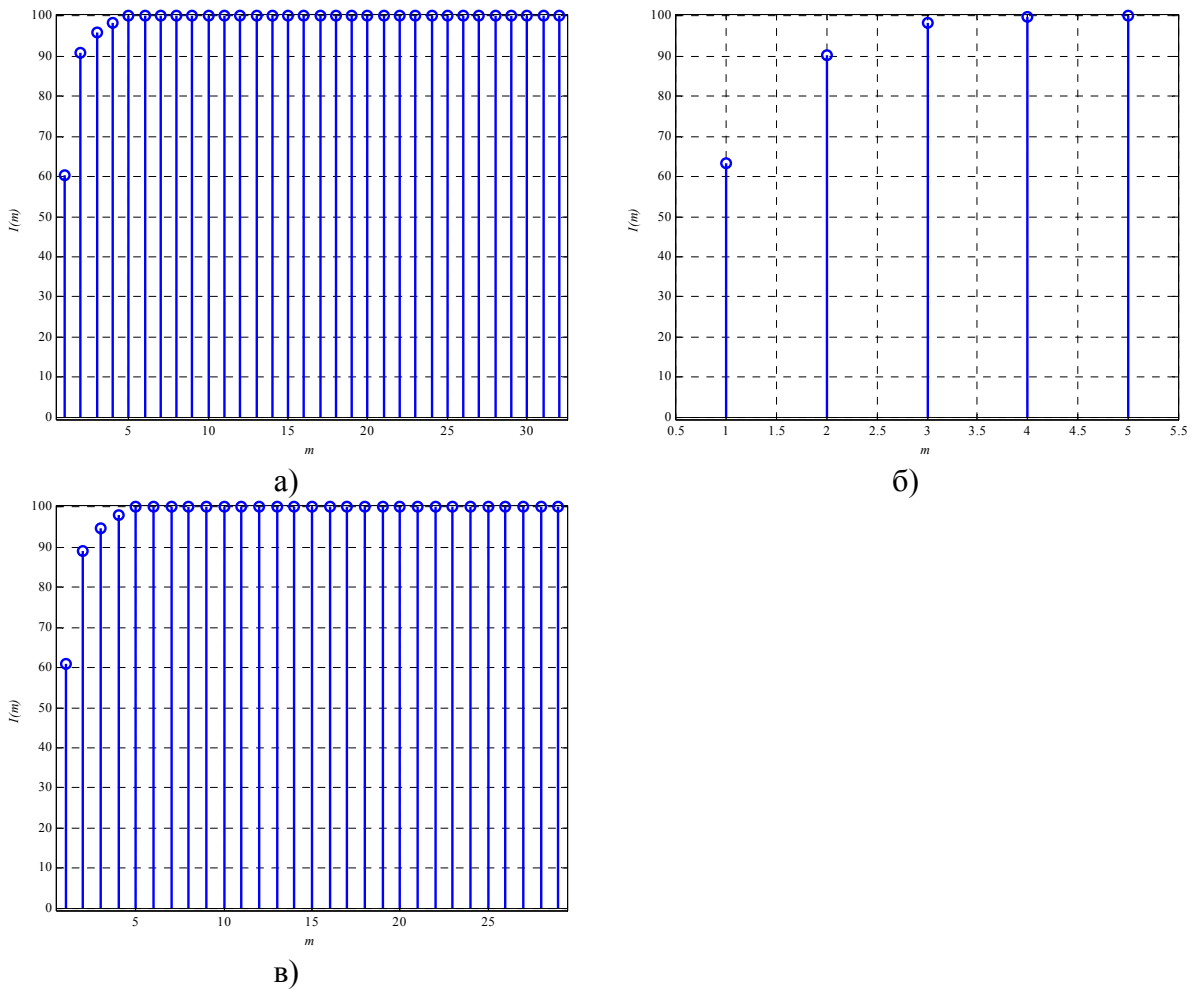
при чему су Ψ_i , $i = 1, 2, \dots, m$ сопствени вектори матрице $\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B$ којима одговарају највеће сопствене вредности:

$$\begin{aligned} (\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B) \Psi_i &= \lambda_i \Psi_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ \lambda_1 &\geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \end{aligned} \quad (4.29)$$

Ради илустрације очувања дела информације у првих m најрасутијих координата од n -диминезионог оригиналног вектора параметара AR процеса, могуће је формирати индекс информативности, $I(m)$. Овај индекс се рачуна као:

$$I(m) = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}. \quad (4.30)$$

На слици 4.14 приказан је индекс информативности параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих за правоугаони прозор, односно Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ дужине $N = 512$ одбирака, при чему је преклапање суседних прозора 50% за различите редове овог процеса изабраних у складу са претходном анализом.

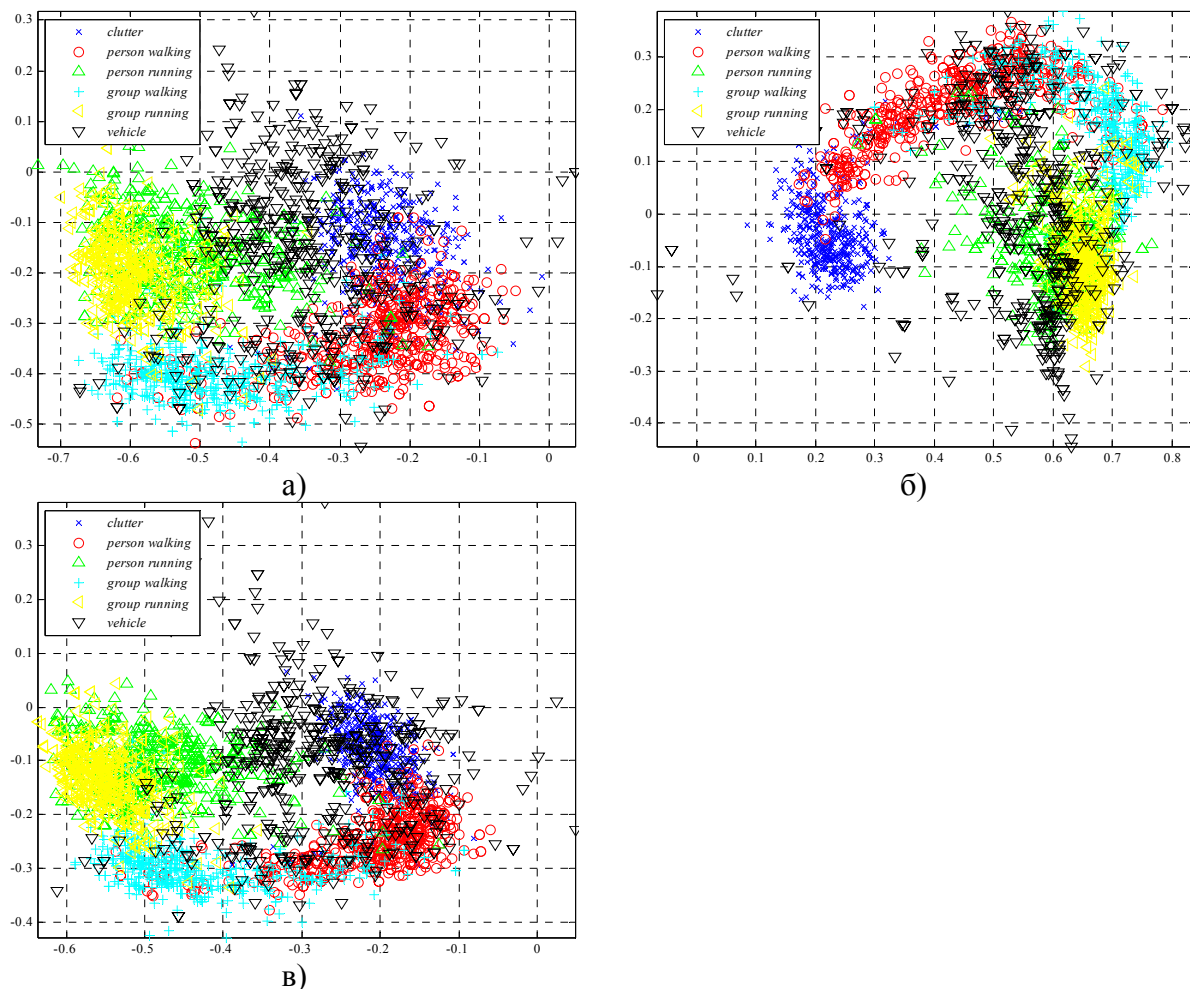


Слика 4.14. Индекс информативности параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала за ред процеса: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$, б) правоугаони прозор и реда процеса $k = 5$, в) правоугаони прозор и реда процеса $k = 29$

Анализом слике 4.14а) може се уочити да се редукцијом димензија параметара AR модела за ред процеса $k = 32$ на две димензије чува преко 90% информација, док је редукцијом на три димензије очувано преко 95% информација. Редукцијом димензија параметара AR модела за ред процеса $k = 32$ на пет димензија у потпуности је сачувана информација. Са друге стране, редукцијом параметара AR модела за ред процеса $k = 5$ на две димензије очувано је преко 90% информација (слика 4.14б), док је редукцијом на три димензије очувано преко 95%. Као и у случају параметара AR модела за ред процеса $k = 32$, и за ред процеса $k = 5$ редукцијом на пет координата у потпуности је сачувана информација о класама. На слици 4.14в) приказана је индекс информативности за ред AR процеса $k = 29$ и примењени правоугаони прозор. Са ове слике се може уочити да је редукцијом на две димензије очувано око 90% информација, на три димензије је очувано преко 95% информација, док је редукцијом

на пет димензија очувана целокупна информација садржана у параметрима реда AR модела.

На слици 4.15 приказани су резултати редукције димензија параметара AR процеса на две координате за раније одређени ред процеса.



Слика 4.15. Резултати редукције димензија параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала на две координате за ред процеса: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$, б) правоугаони прозор и реда процеса $k = 5$, в) правоугаони прозор и реда процеса $k = 29$

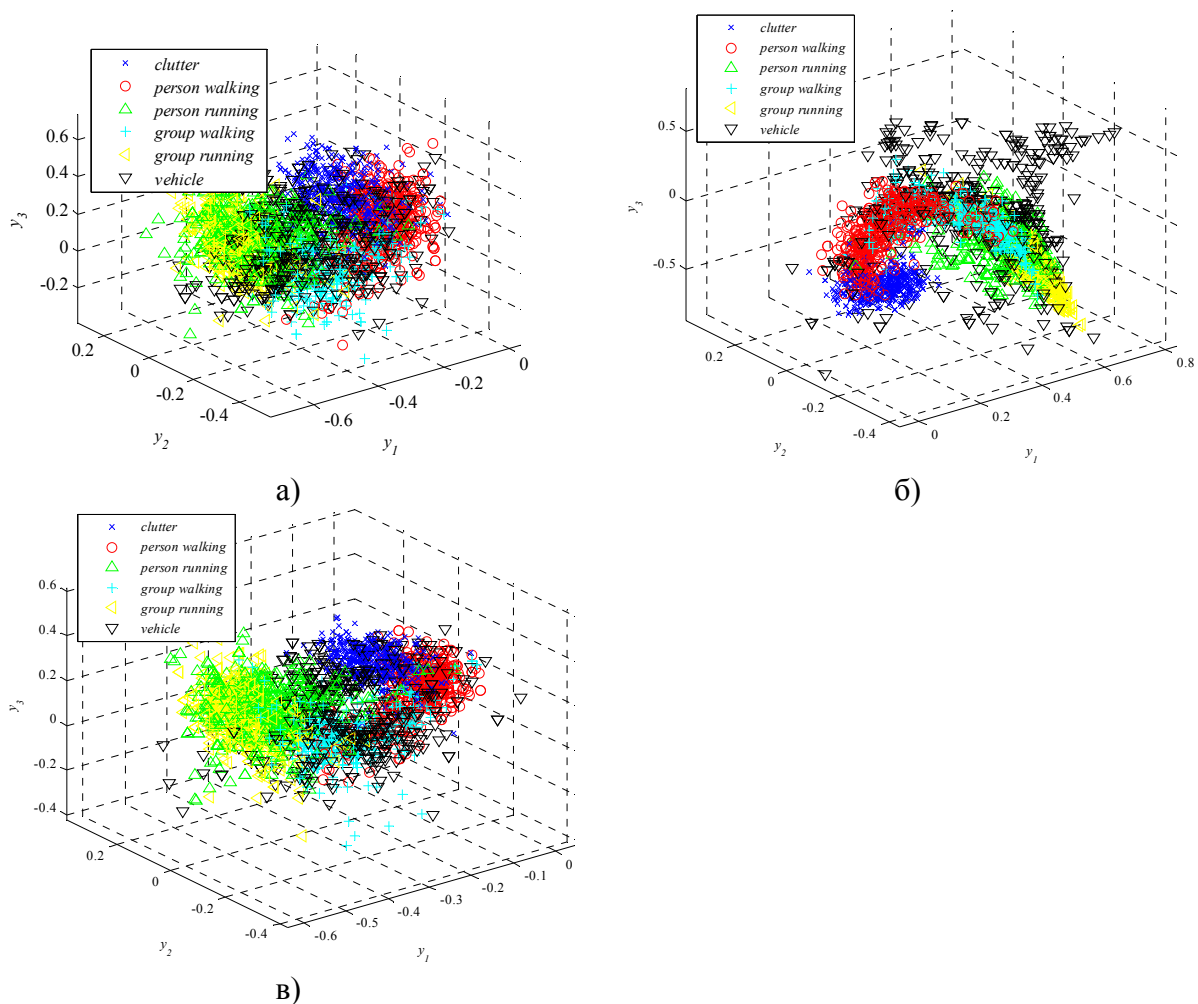
Редукција димензија параметара AR процеса за примењени Кајзеров облик прозора параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$ приказана је на слици 4.15а). За ове параметре уочава се да се параметри који карактеришу возило налазе у свим деловима равни обележја. Са друге стране, параметри који потичу од клатера су груписани и делимично се преклапају са параметрима који одговарају класи особа која хода. Класе особа која хода и група особа које ходају су блиске и међусобно се преклапају. Поред овога ово преклапање обележја између суседних класа је нарочито

изражено за обележја која потичу од класа особа трчи и група особа трчи. Анализом резултата редукције димензије параметара AR процеса на две координате приказаних на слици 4.15б) уочава се да је за ред процеса $k = 5$ и примењен правоугаони прозор остварена добра сепарација радарских циљева и клатера. Поред овога, класе особа које трчи и група особа које трче су веома блиске, док се може приметити нешто веће раздвајање између класа особа која хода и група особа које ходају. Параметри AR процеса који потичу од класе возило се налазе у целој равни и међусобно се преплићу са свим анализираним класама. Мало груписање у равни параметара се може приметити и за параметре AR процеса реалних радарских сигнала који потичу од возила рачунатих коришћењем правоугаоног прозора и реда процеса $k = 29$ (слика 4.15в). Са друге стране, радарски сигнали који потичу од осталих врста радарских циљева су мање сепарабилни у односу на коришћени правоугаони прозор и ред процеса $k = 5$. Поређењем приказаних параметара AR процеса редукованих на две координате уочава се да је максимално раздвајање разматраних класа остварено за примењени правоугаони прозор и ред AR процеса $k = 5$, што је добијено на основу максималне вредности предложеног критеријума $J_{\text{mod}}(k)$. Поред овога, како параметри AR процеса реалног радарског сигнала који потиче од возила нису концентрисани ни у једном случају може се очекивати да примена ових параметара неће обезбедити исправну класификацију радарских сигнала који потичу од возила.

На слици 4.16 приказани су резултати редукције димензија параметара AR процеса на три координате.

Редукцијом димензија облика на три координате за параметре AR модела реда модела $k = 32$ рачунатих Кајзеровим прозором параметра облика $\beta = 5\pi$ (слика 4.16а) може се уочити да не постоји довољна сепарабилност разматраних класа радарских циљева. Анализом слике 4.16б) може се уочити да је за ред параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала $k = 5$ и примењени правоугаони прозор остварена добра сепарабилност класа, осим за класу возило. Параметри AR процеса ове класе радарских циљева се налазе по целом простору параметара и нису груписани. Ова сепарабилност се нарочито уочава при раздвајању одбирака рачунатих за класу особа које хода и клатер, док су класе особа која трчи и група особа која трчи веома блиске. Анализом редукованих вредности параметара AR модела рачунатих коришћењем правоугаоног прозора и реда $k = 29$ на три димензије (слика 4.16в) може се уочити боље раздвајање обележја у односу на редукцију на две димензије (слика 4.15в), али

нешто слабије раздвајање у односу на примењени правоугаони прозор и ред $k = 5$. На основу слике 4.16 уочава се да је најбоља сепарабилност разматраних класа остварена применом правоугаоног прозора и за ред $k = 5$ параметара AR модела реалних радарских ехо сигнала. Поред овога, анализом слика 4.15 и 4.16 може се уочити да се повећањем броја димензија за редукцију остварује боља сепарабилност разматраних класа, као и то да параметри AR процеса за класу возило не обезбеђују довољну сепарабилност у односу на остале разматране класе. У наставку дисертације за обучавање скривених Марковљевих коришћени су разматрани параметри AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунати применом правоугаоног прозора и реда $k = 5$ параметра редуковани на две, три, четири и пет димензија.



Слика 4.16. Резултати редукције димензија параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала на три координате за ред процеса: а) Кајзеров прозор параметра облика $\beta = 5\pi$ и реда процеса $k = 32$, б) правоугаони прозор и реда процеса $k = 5$, в) правоугаони прозор и реда процеса $k = 29$

4.4. Векторска квантизација издвојених обележја

Векторска квантизација издвојених обележја представља први корак при обучавању скривених Марковљевих модела и представља кластеризацију издвојених обележја у одговарајући број кластера. За ову сврху могу се применити различити начини кластеризације, па је у овој дисертацији примењена кластеризација на бази најближе средње вредности, као и кластеризација методом квадратне декомпозиције. Ради одређивања укупног броја кластера, односно димензија кодне књиге примењена је метода одузимања потенцијала, [61].

4.4.1. Кластеризација на бази најближе средње вредности

Алгоритам кластеризације на бази најближе средње вредности (*c* – *mean* алгоритам кластеризације) се може формализовати у следећим корацима, [56]:

- 1) врши се избор иницијалне кластеризације $\Omega(0)$ и врши се рачунање средње вредности $M_1(0), M_2(0), \dots, M_L(0)$,
- 2) на основу израчунатих $M_1(l), M_2(l), \dots, M_L(l)$ у l -тој итерацији врши се рекласификација сваког вектора обележја на основу најближег вектора средњих вредности,
- 3) ако је извршена рекласификација бар неког вектора обележја у l -тој итерацији, у $l+1$ -ој итерацији понавља се корак 2), док ако у текућој итерацији није извршена рекласификација ниједног вектора обележја, алгоритам се завршава

Оваква кластеризација врши минимизацију критеријумске функције

$$J = \frac{1}{N} \sum_{r=1}^L \sum_{j=1}^{N_r} \|X_j^{(r)} - M_r\|^2, \quad (4.31)$$

при чему је N укупан број вектора обележја, N_r број вектора обележја који припадају једном кластеру, L укупан број кластера, $X_j^{(r)}$ вектор обележја који припада r -том кластеру и M_r вектор средњих вредности r -тог кластера.

Кластеризација на бази најближе средње вредности обезбеђује кластере који су подељени на део по део линеарне бисекторе, односно само вектор средњих вредности утиче на формирање границе, али не и расподела вектора обележја унутар сваког кластера. Поред овога, метод кластеризације на бази најближе средње вредности захтева априорно познавање броја кластера. Иако се за овај метод почетна

кластеризација може узети стохастички, конвергенција критеријумске функције J се не може гарантовати, јер се алгоритам може зауставити у неком од минимума усвојене критеријумске функције. Како би се избегло заустављање алгоритма, препоручљиво је поновити кластеризацију одређени број пута са различито усвојеним почетним векторима средње вредности. На основу минималне вредности критеријума J може се одредити оптимална вредност кластеризације. Други начин за обезбеђивање конвергенције алгоритма је априорно познавање кластера и добар избор почетних вредности.

4.4.2. Кластеризација методом квадратне декомпозиције

Метод квадратне кластеризације се може изразити алгоритмом [56]:

- 1) Врши се избор иницијалне кластеризације $\Omega(0)$ и врши се рачунање априорне вероватноће појаве класа $P_i(0)$, вектора средњих вредности $M_i(0)$ и коваријационе матрице појединих класа $\Sigma_i(0)$, $i = 1, 2, \dots, L$.

- 2) У l -тој итерацији сваки вектор обележја придружује се кластеру за који се добијена минимална вредност израза

$$\frac{1}{2}(X_j - M_t(l))^T \Sigma_t^{-1}(l)(X_j - M_t(l)) + \frac{1}{2} \ln |\Sigma_t(l)| - \frac{1}{2} P_t(l), t = 1, 2, \dots, L. \quad (4.32)$$

- 3) Ако је извршена рекластеризација вектора обележја, у $l+1$ -ој итерацији понавља се корак 2) са новим процењеним параметрима $P_i(l+1)$, $M_i(l+1)$ и $\Sigma_i(l+1)$. Алгоритам се завршава када у две сукцесивне итерације нема нове рекласификације вектора обележја.

У односу на алгоритам кластеризације на бази најближе средње вредности, метода квадратне декомпозиције је нумерички сложенија и осетљивија како на почетну кластеризацију, тако и на укупан број вектора обележја. Предност овог алгоритма је да су границе између кластера део по део квадратне криве, па је могуће кластеризовати класе које нису линеарно сепарабилне. Један од начина иницијализације метода квадратне декомпозиције је да се најпре изврши кластеризација на бази најближе средње вредности, а затим за процењене вредности $P_i(0)$, $M_i(0)$ и $\Sigma_i(0)$ изврши овај алгоритам.

4.4.3. Одређивање броја кластера методом одузимања потенцијала

Ако не постоји информација о броју потребних кластера за кластеризацију података, један од метода који се може искористити је метод одузимања потенцијала, [61]. Овај метод као резултат даје број кластера, као и центре кластера који се даље могу користити као улаз у неки од алгоритама кластеризације.

У првом кораку одређивања броја кластера методом одузимања потенцијала, врши се трансформација добијених вектора обележја у јединичну хиперкоцку како би се избегао утицај вредности координата. У наредном кораку сваки трансформисани вектор обележја се сматра за потенцијални центар кластера и дефинише се мера потенцијала вектора обележја X_i као:

$$P_i = \sum_{j=1}^N e^{-4\|X_i - X_j\|^2 / r_a^2}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.33)$$

при чему је r_a позитивна константа у интервалу $0 < r_a < 1$ и представља меру утицаја суседних вектора обележја на потенцијал разматраног вектора обележја. На основу (4.33) може се закључити да је потенцијал одређеног вектора обележја зависи од његовог растојања од свих осталих вектора. Вектор обележја који има више веза са суседним векторима обележја има и већу вредност потенцијала.

Након рачунања потенцијала сваког вектора обележја, као центар првог кластера бира се вектор обележја са највећим потенцијалом X_1^* вредности потенцијала P_1^* . Након одређивања центра првог кластера, потенцијал сваког вектора обележја се израчунава као:

$$P_{i_{new}} = P_{i_{old}} - P_1^* e^{-4\|X_i - X_1^*\|^2 / r_b^2}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.34)$$

при чему је r_b позитивна константа. Нове вредности потенцијала сваког вектора обележја се добијају када се од старих вредности потенцијала одузме функција њеног растојања од првог центра кластера. Вектори обележја који су близу првог центра кластера имаће веома смањен потенцијал и стога највероватније неће бити изабрани као следећи центар кластера. Константа r_b представља радијус који дефинише суседне векторе обележја чији ће потенцијали значајно бити смањени. Како би се избегло добијање блиских центара кластера, r_b се мора изабрати као нешто већи од r_a . Уобичајено је претпоставити да је $r_b = 1.5r_a$.

Када су потенцијали свих вектора обележја израчунати на основу (4.34), бира се вектор обележја са највећим преосталим потенцијалом као центар другог кластера. Одузимањем потенцијала сваког вектора обележја у зависности од удаљености вектора обележја од другог центра кластера, врши се избор трећег центра кластера и тако редом. Уопштено, након избора k -тог центра кластера X_k^* , нови потенцијал свих вектора обележја се може одредити као:

$$P_{new} = P_{old} - P_k^* e^{-4\|X_i - X_k^*\|^2 / r_b^2}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (4.35)$$

где је центар k -тог кластера и P_k^* вредност потенцијала овог центра кластера.

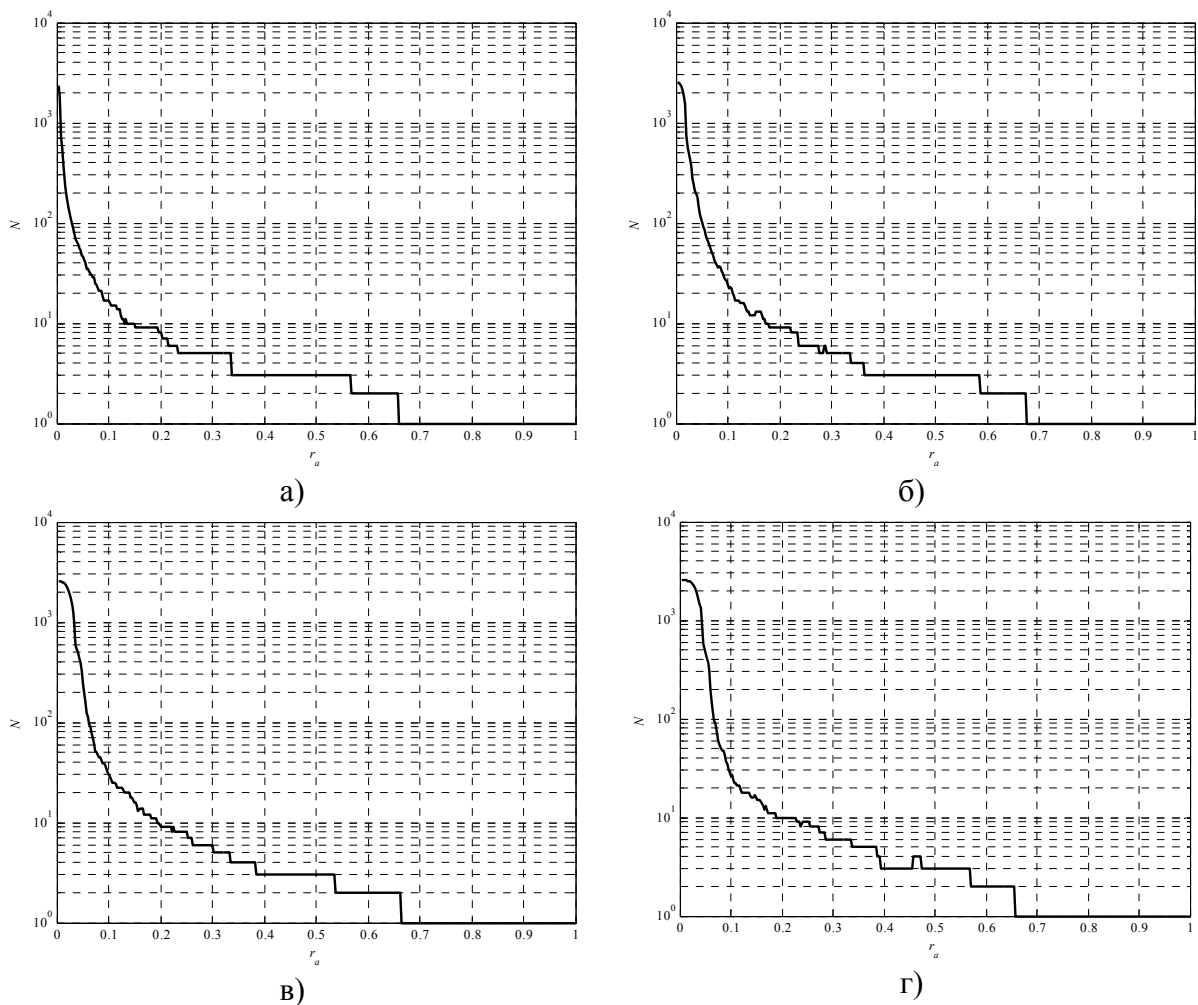
Како би се одредили да ли одређени центри кластера могу бити прихваћени за центре кластера, у [61] је предложено метод за заустављање алгоритма. Ако је $P_k^* > \bar{\varepsilon} P_1^*$ одређени центар кластера се прихвата и процедура се наставља. Са друге стране, за $P_k^* < \underline{\varepsilon} P_1^*$ центар кластера се одбацује и алгоритам се завршава. За $\underline{\varepsilon} P_1^* < P_k^* < \bar{\varepsilon} P_1^*$ одређује се d_{min} као најкраће растојање између одређеног центра кластера X_k^* и свих осталих нађених центара кластера. Ако је $d_{min} / r_a + P_k^* / P_1^* \geq 1$, X_k^* се прихвата као центар кластера и процедура се наставља. Ако овај услов није испуњен, X_k^* се одбацује као центар кластера, његов потенцијал се поставља на нулу и алгоритам се понавља.

Вредност $\bar{\varepsilon}$ представља праг за који је потенцијал тог центра кластера значајан и потребно је прихватити тако одређен вектор обележја за центар кластера, док са друге стране вредност $\underline{\varepsilon}$ представља вредност прага испод које треба сигурно одбацити нови центар кластера и прекинути алгоритам. Ако су вредности потенцијала између ова два прага, испитује се да ли вектор обележја обезбеђује добар компромис између довољне вредности потенцијала и тога да ли је довољно удаљен од претходно одређених центара кластера. У [61] су предложене вредности за $\bar{\varepsilon} = 0.5$ и $\underline{\varepsilon} = 0.15$.

Центри кластера одређени методом одузимања потенцијала се затим морају трансформисати у основне координате. Предност ове методе се огледа у чињеници да није потребно апприорно познавање иницијалне позиције центра кластера нити њиховог укупног броја. Са друге стране, укупан број кластера је зависан од r_a . Веће вредности r_a узрокују одређивање мањег броја већих кластера и у односу на ову величину врши се одређивање укупног броја кластера.

4.4.4. Одређивање елемената кодне књиге векторске квантизације

У овом делу дисертације извршено је одређивање елемената кодне књиге векторске квантизације редукованих параметара AR процеса. Избор параметара ових процеса је извршен у складу са анализом датом у претходном поглављу ове дисертације. Ради одређивања броја кластера и њихових центара примењен је метод одузимања потенцијала за различите вредности параметра r_a и резултати одређивања броја кластера су приказани на слици 4.17 за параметре AR процеса рачунате правоугаоним прозором и реда процеса $k=5$ који су редуковани на различит број димензија.



Слика 4.17. Број кластера редукованих параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k=5$ на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

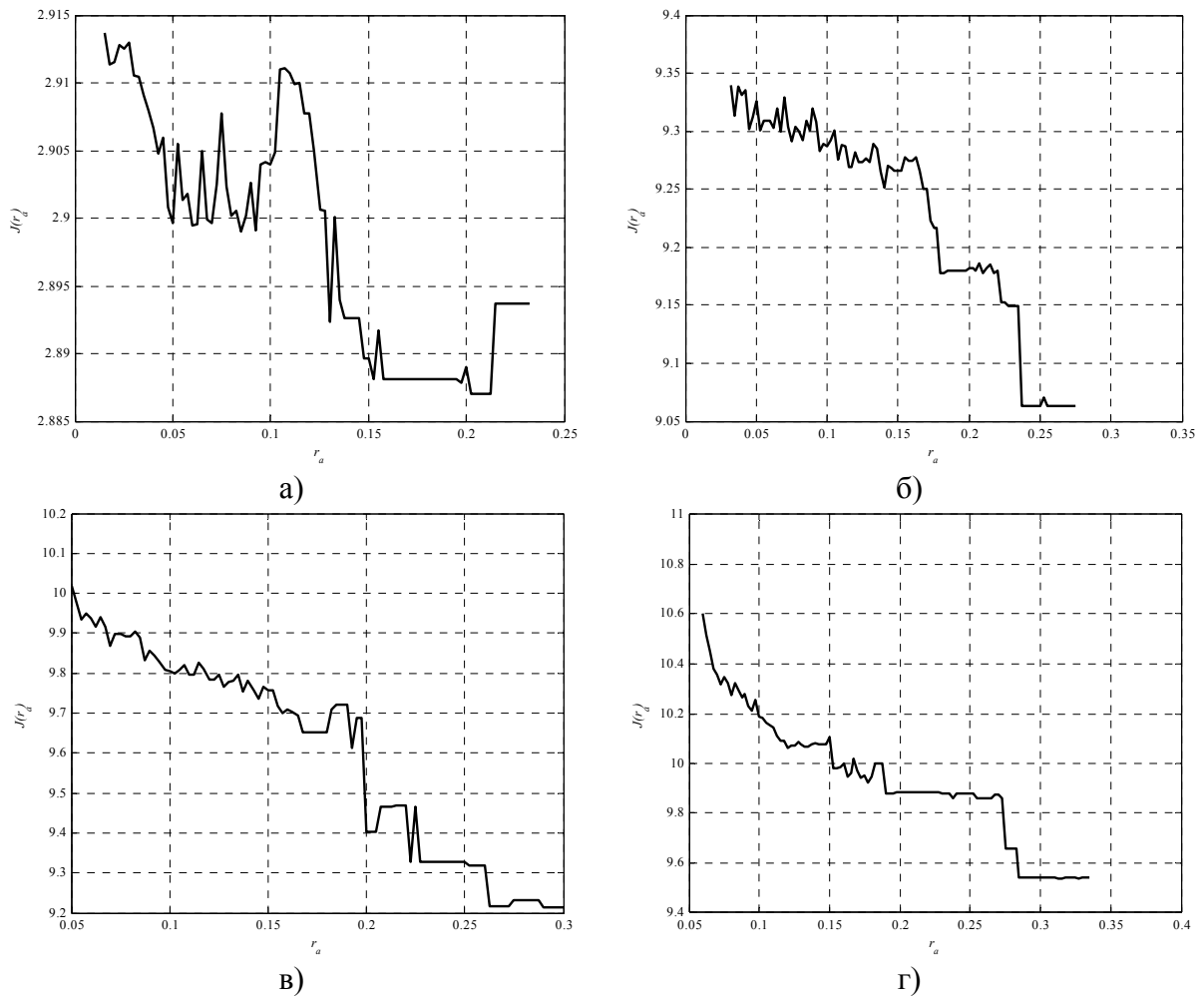
Анализом слике 4.17 уочава се да је укупан број кластера завистан од вредности параметра r_a . За мале вредности овог параметра укупан број кластера је $N_c = 2351$, док је укупан број анализираних података $N = 3000$, док за велике вредности параметра r_a

укупан број кластера је један, односно сви разматрани вектори обележја су довољно близу вектора обележја са највећим потенцијалом.

За иницијалне вредности вектора средњих вредности кластера при одређивању кодне књиге вектора обележја применом *c – mean* алгоритма кластеризације узети су вектори обележја одређени методом одузимања потенцијала. Како би се ова метода могла применити на извршено је ограничавање укупног броја кластера са горње и доње стране, односно $6 \leq N_C \leq 300$. Ове вредности су изабране јер је укупан број анализираних вектора обележја $N = 3000$, док је број разматраних класа $C = 6$. На основу слике 4.17а) закључује се да је параметар r_a у интервалу $0.015 \leq r_a \leq 0.2325$, док се анализом слике 4.17б) уочава да је разматрани параметар у интервалу $0.0325 \leq r_a \leq 0.275$. За редукцију димензија анализираних параметара *AR* модела на четири координате границе параметра r_a су $0.05 \leq r_a \leq 0.3$ (слика 4.17в), док за редукцију димензија на пет координата ове границе су $0.06 \leq r_a \leq 0.335$ (слика 4.17г).

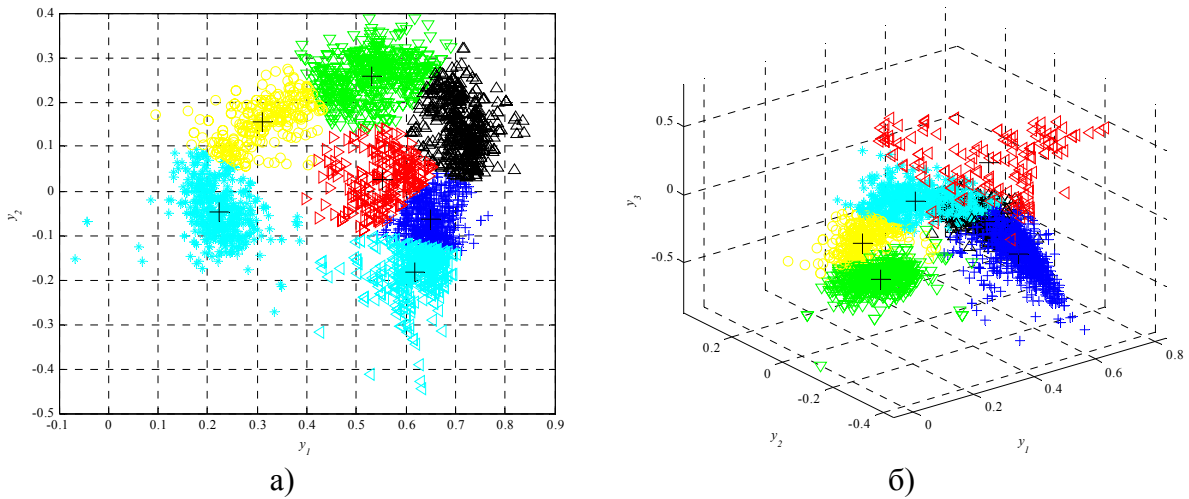
На слици 4.18 приказани су резултати критеријумске функције *J c – mean* алгоритма кластеризације (4.31) у зависности од r_a за параметре *AR* процеса рачунате правоугаоним прозором и реда процеса $k = 5$ редукованих на различит број димензија.

Анализом слике 4.18а) уочава се да је минимална вредност критеријумске функције *J c – mean* алгоритма кластеризације за анализиран вектор обележја редукован на две координате постигнута за вредност параметра $r_a = 0.2025$, што одговара броју кластера $N_C = 7$. На основу слике 4.18б) уочава се да је минимална вредност овог критеријума остварена за $r_a = 0.2375$, односно за $N_C = 6$ кластера. Минимум критеријумске функције *J* (слика 4.18в) за вектор обележја са редукованим вредностима на четири димензије је остварен за $r_a = 0.3$, односно за $N_C = 6$ кластера, док је редукцијом на пет димензија разматраних параметара *AR* модела остварен за $r_a = 0.3125$, односно број кластера је $N_C = 6$, што је приказано на слици слика 4.18г).



Слика 4.18. Критеријумска функција $s - mean$ алгоритма кластеризације J параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

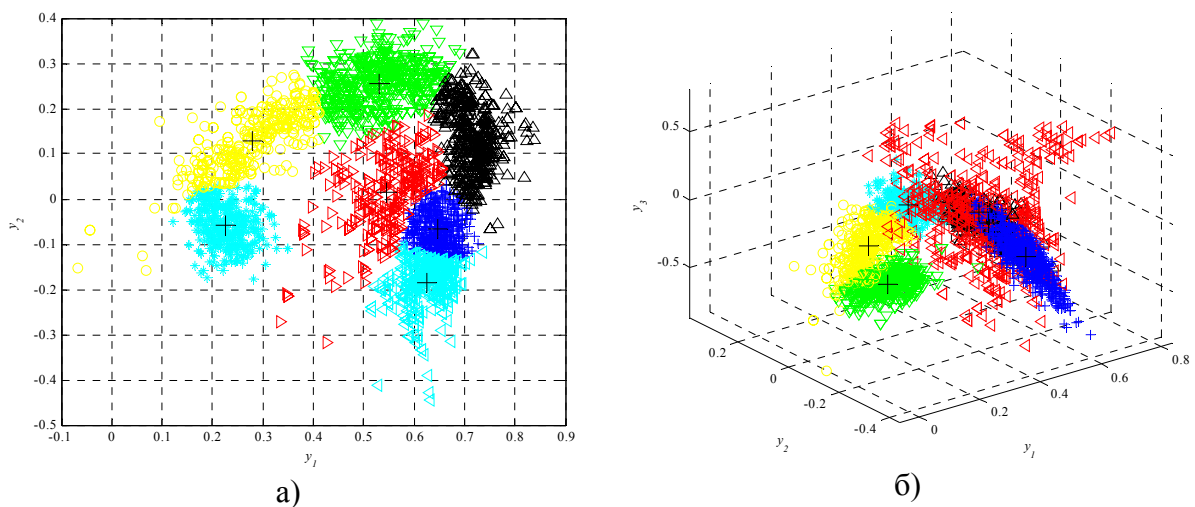
На слици 4.19 приказани су резултати кластеризације применом $s - mean$ алгоритма кластеризације параметара AR модела рачунатих правоугаоним прозором за ред модела $k = 5$ и редукованих на две, односно три координате са приказаним центрима кластера.



Слика 4.19. Резултати кластеризације применом c – $mean$ алгоритма параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије

Особина кластеризација c – $mean$ алгоритмом представљају линеарне границе суседних кластера. Анализом слике 4.19 може се уочити се да је свака од разматраних класа подељена на најмање два кластера, па се очекује да линеарна сепарабилност суседних кластера није погодна за раздвајање обележја која припадају суседним кластерима. Како би се избегла линеарна граница суседних кластера, извршена је кластеризација изабраних вектора обележја методом квадратне декомпозиције, при чему иницијална кластеризација представља резултат кластеризације коришћењем c – $mean$ алгоритма.

На слици 4.20 приказани су резултати кластеризације методом квадратне декомпозиције анализираних вектора обележја чије су димензије редуковане на две, односно три координате.



Слика 4.20. Резултати кластеризације применом алгоритма квадратне декомпозиције параметара AR процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором и за ред процеса $k = 5$ и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије

Метода квадратне декомпозиције обезбеђује да границе суседних кластера буду део по део квадратне криве. Како ова метода за свој рад користи више информација о сваком кластеру од $c - mean$ алгоритма кластеризације за очекивати је побољшање резултата векторске квантизације коришћењем ове методе.

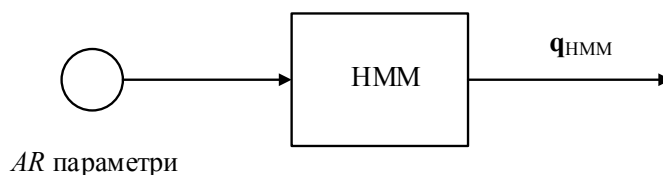
4.5. Пројектовање експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима

У овом делу дисертације представљен је експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара заснован на скривеним Марковљевим ланцима. Први корак у имплементацији скривених Марковљевих ланаца представља избор стања и њихове топологије. За овако одређену топологију скривених Марковљевих ланаца и изабрана стања, извршено је одређивање матрице вероватноће појаве опсервација.

4.5.1. Избор топологије скривених Марковљевих ланаца

Први корак у имплементацији скривених Марковљевих ланаца представља избор стања и топологије ових ланаца као што је описано у глави 3. Стања скривених Марковљевих ланаца представљају разматране класе радарских циљева: 1 – нема радарског циља, 2 – особа која хода, 3 – особа која трчи, 4 – група особа које ходају, 5 – група особа које трче, 6 – возило. Са друге стране, опсервације представљају параметре ауторегресивног процеса реалних радарских ехо сигнала редуковане на различит број димензија (две, три, четири и пет). Параметри ових процеса су изабрани у складу са анализом у поглављу 4.3 и рачунати су применом правоугаоног прозора за ред процеса $k = 5$ и редукован на различит број димензија.

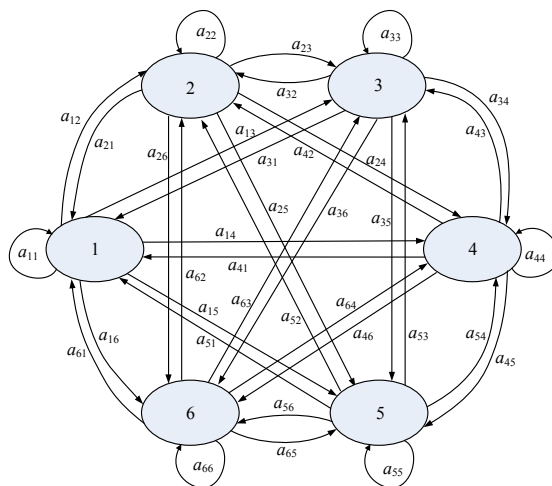
Пројектовање скривених Марковљевих модела извршено је избором топологије једног скривеног Марковљевог ланца као ергодичног процеса за сва стања. На слици 4.21. приказан је блок дијаграм експертског система који је заснован на једном скривеном Марковљевом ланцу.



Слика 4.21. Блок дијаграм система за праћење понашања радарских циљева заснован на једном скривеном Марковљевом ланцу

Улаз у систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара представљају параметри ауторегресивних коефицијената реалних радарских ехо

сигнала, док је излаз система секвенца стања у којима је извршено генерисање ових коефицијената. Промена секвенце стања садржи информацију о промени понашања радарских циљева. На слици 4.22 приказана је топологија ергодичног скривеног Марковљевог ланца.



Слика 4.22. Топологија ергодичног скривеног Марковљевог ланца

На основу слике 4.22 може се закључити да свако стање скривеног Марковљевог ланца може бити достигнуто из било ког претходног стања. За овако дефинисану топологију, иницијална вредност матрице прелаза између стања \mathbf{A} је:

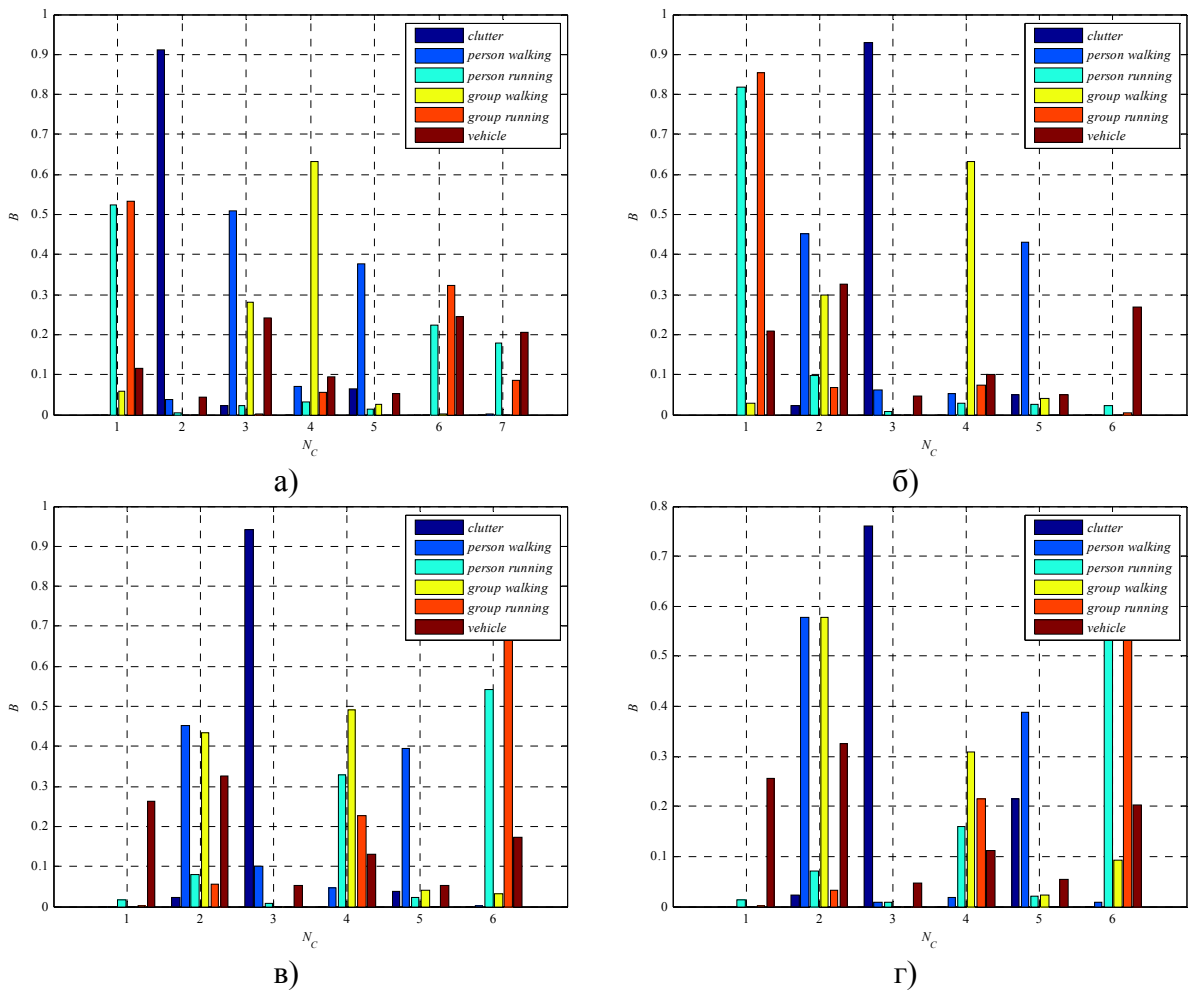
$$\mathbf{A} = \frac{1}{6} \mathbf{E}_{6 \times 6}, \quad (4.36)$$

при чему је $\mathbf{E}_{6 \times 6}$ матрица чије су све вредности једнаке 1 димензија 6×6 .

4.5.2. Избор почетних вредности матрице опсервација скривених Марковљевих ланаца

Као што је истакнуто у глави 3, избор иницијалних вредности матрице опсервација представља изазов у примени скривених Марковљевих ланаца. У овом делу дисертације разматран је овај проблем. Као метод за векторску квантизацију коришћени су алгоритам *c – mean* кластеризације и кластеризација методом квадратне декомпозиције. Избор укупног броја кластера је изабран у складу са анализом у поглављу 4.4.

На слици 4.23 приказане су иницијалне вредности матрице опсервација за ергодичан скривени Марковљев ланац при чему опсервације представљају параметре ауторегресивног процеса рачуног правоугаоним прозором реда модела $k = 5$ редукованог на различит број димензија када је за векторску квантизацију коришћен метод кластеризације на бази најближе средње вредности.

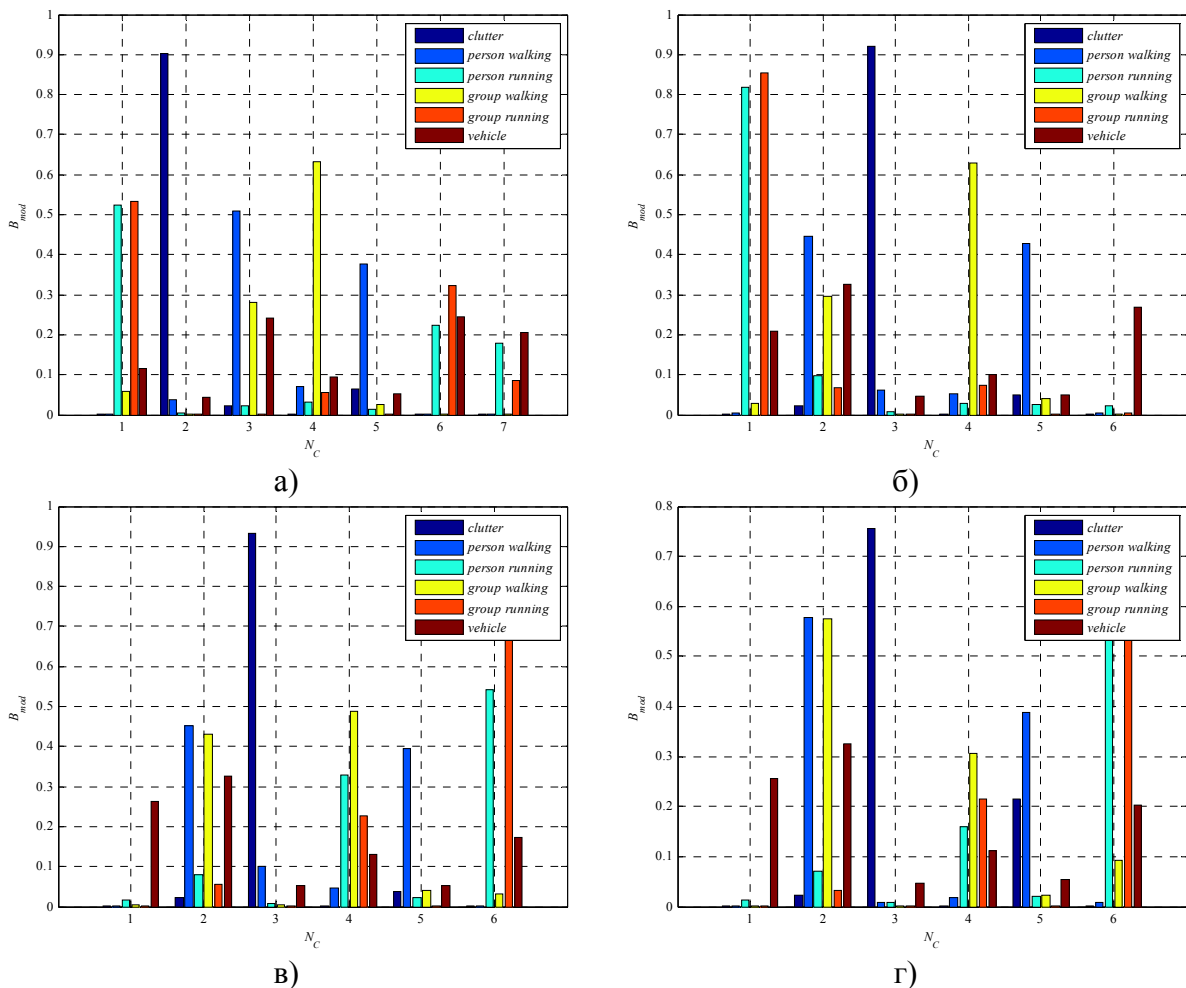


Слика 4.23. Иницијалне вредности матрице вероватноће појаве опсервације ергодичног скривеног Марковљевог изабраних вектора обележја, коришћен s – теап алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом слике 4.23 на којој су приказане иницијалне вредности матрице вероватноће опсервације ергодичног скривеног Марковљевог ланца може се уочити да се параметри ауторегресивних модела који потичу од клатера налазе највећим делом у оквиру једног кластера без обзира на примењени број димензија. Из овога се може закључити да су ови параметри добро груписани без обзира на број димензија. Са друге стране, вероватноћа појаве вредности ауторегресивних параметара који потичу од возила је расподељена по свим кластерима без обзира на број димензија, што проистиче из чињенице да су вектори обележја који потичу од возила расподељени по целом простору анализираних параметара. Вектори обележја који потичу од радарског сигнала особа која хода се налазе са великом вероватноћом у оквиру два кластера, као и вектори обележја који потичу од групе особа које ходају без обзира на број димензија вектора обележја. Слични закључци се могу извести и за класе особа која трчи, односно

група особа које трче. Оно што је интересантно приметити је да се вероватноће за класе особа која хода и група особа које ходају, односно особа која трчи и група особа које трче налазе са подједнаким вероватноћама у истим кластерима за нередуковани вектор обележја. Одавде се може закључити да параметри ауторегресивних процеса реалних радарских ехо сигнала не могу у довољној мери обезбедити сепарабилност ових класа.

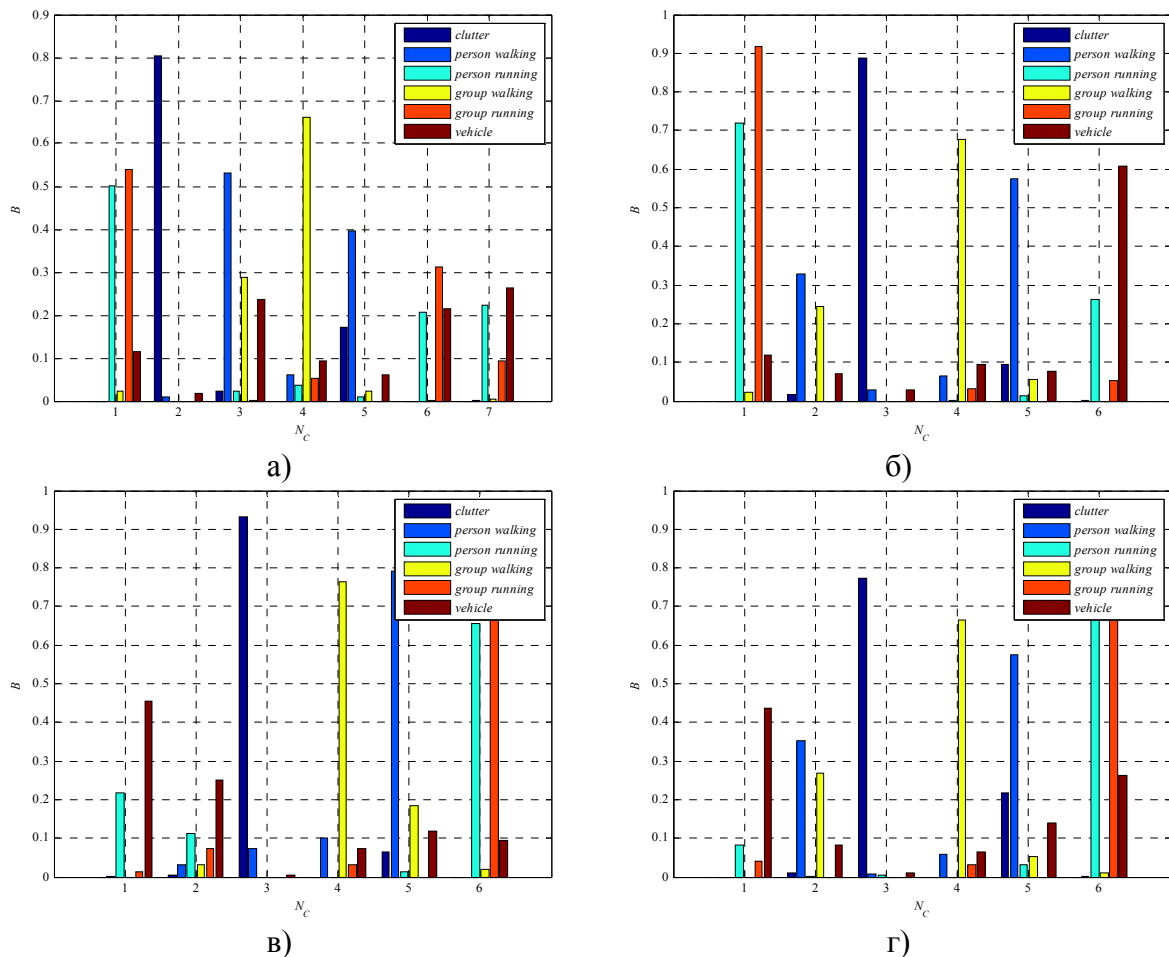
Како би се ублажио ефекат недовољног броја података за обучавање, извршена је модификација добијене матрице вероватноће опсервација. Модификација се састоји у томе да је за елементе матрице \mathbf{B} једнаке нули, извршена замена тих вредности вредностима које су једнаке 10% од најмање вредности ове матрице. Резултати ове модификације приказани су на слици 4.24.



Слика 4.24. Иницијалне вредности модификоване матрице вероватноће појаве опсервација ергодичног скривеног Марковљевог модела зизабраних вектора обележја, коришћен s – теап алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Вероватноћа појаве вредности ауторегресивних параметара који потичу од возила је расподељена по свим кластерима без обзира на број димензија (слика 4.24),

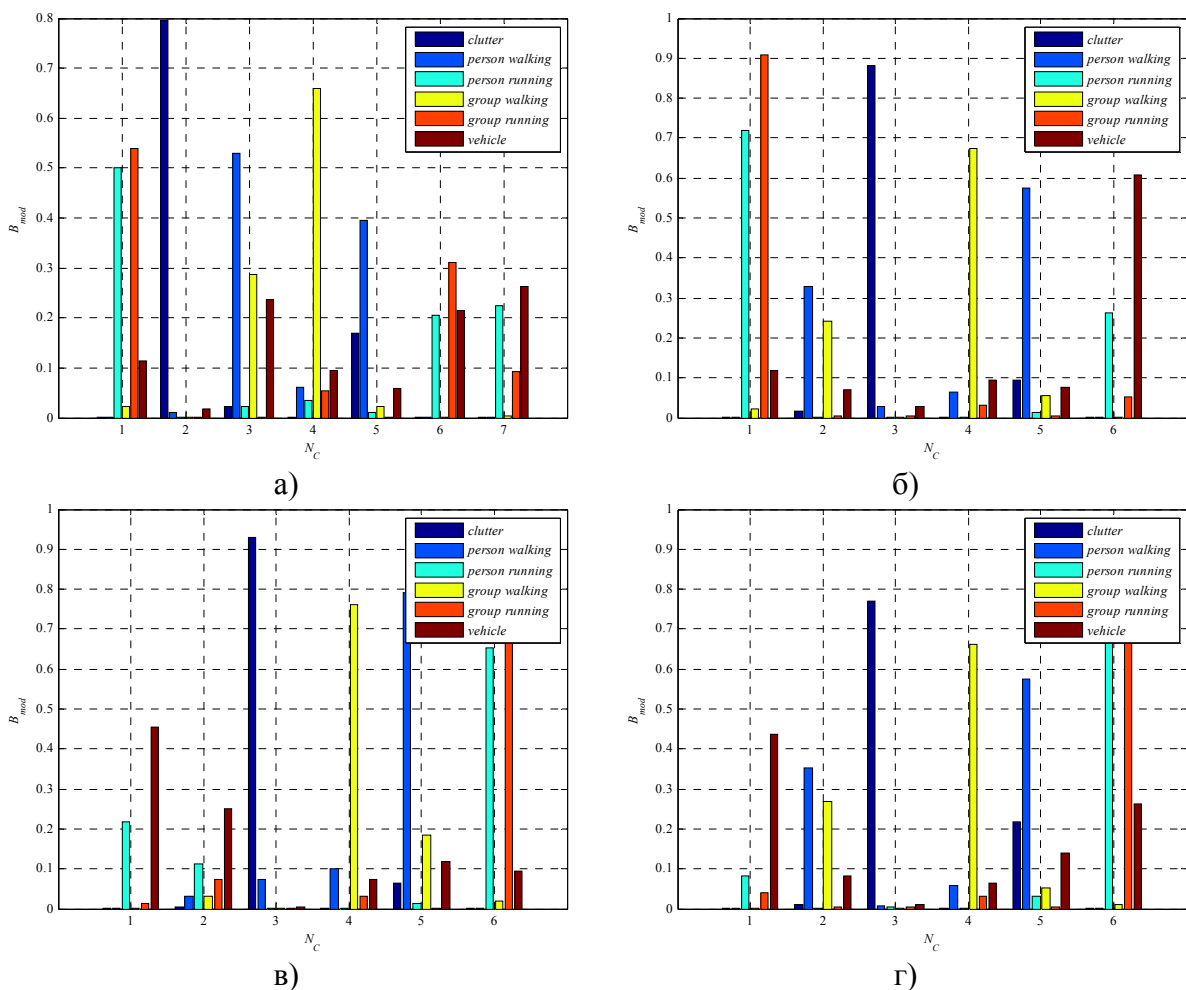
док су параметри ауторегресивних модела који потичу од клатера налазе највећим делом у оквиру једног кластера без обзира на примењени број димензија. Вектори обележја осталих анализираних класа (особа која хода, особа која трчи, група особа које ходају, група особа које трче) са највећом вероватноћом припадају два кластера. Као и у случају вредности немодификоване матрице вероватноће опсервација, за нередуковани вектор обележја, параметри ауторегресивног модела радарских сигнала који потичу од особе која хода и групе особа које ходају, односно особе која трчи и групе особа које трче припадају истим кластерима са једнаким вероватноћама. На основу овога се може очекивати да пројектовани експертски систем за примењени метод *c – mean* кластеризације не буде у стању да одреди тачно прелазе између ових класа радарских циљева.



Слика 4.25. Иницијалне вредности матрице вероватноће појаве опсервације ергодичног скривеног Марковљевог модела изабраних вектора обележја, коришћењем метода квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом слике 4.25 може се уочити да се параметри ауторегресивних модела који потичу од клатера налазе највећим делом у оквиру једног кластера без обзира на примењени број димензија. Ово проистиче на основу добре груписаности параметара

AR процеса ове класе сигнала без обзира на број димензија. Вектори обележја који потичу од класе возило расподељени су по целом простору анализираних параметара, те су вероватноће појаве вредности ових ауторегресивних параметара расподељене по свим кластерима без обзира на број димензија. Вектори обележја који потичу од радарског сигнала особа која хода се налазе са великом вероватноћом у оквиру два кластера, као и вектори обележја који потичу од групе особа које ходају без обзира на број димензија вектора обележја. Слични закључци се могу извести и за класе особа која трчи, односно група особа које трче. За разлику од примењене методе кластеризације на основу најближе средње вредности, вероватноће појаве нередуктованих вектора обележја који потиче од класа радарских сигнала особа која хода и група особа које ходају припадају различитим кластерима. Међутим, за класе радарских сигнала особа која трчи и група особа које трчи, ови вектори обележја припадају истом кластеру са једнаким вероватноћама.



Слика 4.26. Иницијалне вредности модификоване матрице вероватноће појаве опсервације ергодичног скривеног Марковљевог модела изабраног вектора обележја, коришћењем методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Модификација матрице вероватноће појаве опсервација за примењени метод кластеризације на основу квадратне декомпозиције је извршена на исти начин као и за примењени метод кластеризације на бази најближе средње вредности. На слици 4.26 приказани су елементи ове матрице.

Вероватноћа појаве вредности ауторегресивних параметара који потичу од возила је расподељена по свим кластерима без обзира на број димензија (слика 4.24), док су параметри ауторегресивних модела који потичу од клатера налазе највећим делом у оквиру једног кластера без обзира на примењени број димензија, као и случају примењене методе кластеризације на бази најближе средње вредности. Вектори обележја осталих анализираних класа (особа која хода, особа која трчи, група особа које ходају, група особа које трче) са највећом вероватноћом припадају центрима два кластера. Као и у случају вредности немодификоване матрице вероватноће опсервација, за нередуктовани вектор обележја, параметри ауторегресивног модела радарских сигнала који потичу од особе која трчи и групе особа које трче припадају истим кластерима са једнаким вероватноћама. На основу овога се може очекивати да пројектовани експертски систем не буде у стању да одреди тачно прелазе између ових класа радарских циљева за примењени метод квадратне декомпозиције. Са друге стране, максималне вероватноће вектора обележја класа радарских циљева особа која хода и група особа које ходају припадају различитим кластерима, па се може очекивати да раздвајање ове две класе применом метода квадратне декомпозиције.

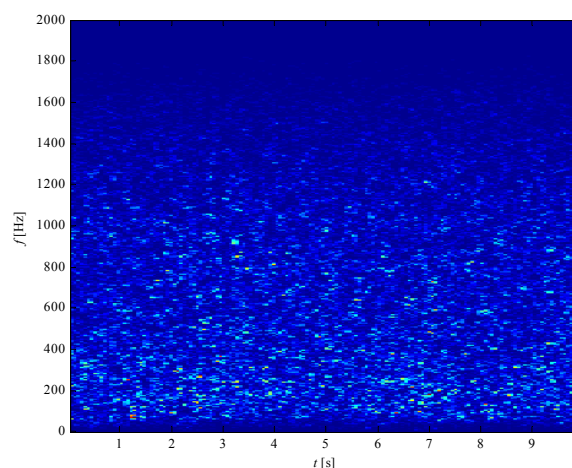
4.6. Резултати експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара

Пројектовани експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара тестиран је у односу на неке од карактеристичних секвенци из базе реалних радарских сигнала. Излази експертског система представљају код радарског циља у окружењу извиђачких радара: 1 – нема радарског циља, 2 – особа која хода, 3 – особа која трчи, 4 – група особа које ходају, 5 – група особа које трче, 6 – возило. Улази у експертски систем представљају параметре ауторегресивних процеса реалних радарских ехо сигнала рачунатих правоугаоним прозором за ред параметара $k = 5$ и при чему је извршена редукција димензија овог вектора обележја на различити број димензија. Поред овога, у овом делу је разматран и избор начина одређивања припадности центрима векторске књиге квантизације при чему је разматран метод заснован на најближим центрима и метода квадратне декомпозиције. За вредности

матрице вероватноће опсервације изабране су њихове модификоване вредности одређене у претходном поглављу. У овом делу приказани су неки од карактеристичних примера: радарски сигнал у коме нема радарских циљева, радарски сигнал који потиче од особе која хода, радарски сигнал који потиче од особе која трчи, радарски сигнал који потиче од групе особа које ходају, радарски сигнал који потиче од групе особа које трче, радарски сигнал који потиче од возила, радарски сигнал који потиче из ситуације где особа хода, стане, па настави да хода, радарски сигнал који потиче из ситуације група особа хода, те једна особа наставља кретање док остале стају, радарски сигнал који потиче из ситуације да је детектовано возило, које се затим зауставља и из кога излази група особа које почињу да трче, радарски сигнал који потиче из ситуације да је особа трчала, прешла у ход и затим наставила да трчи.

4.6.1. Секвенца нема радарског циља

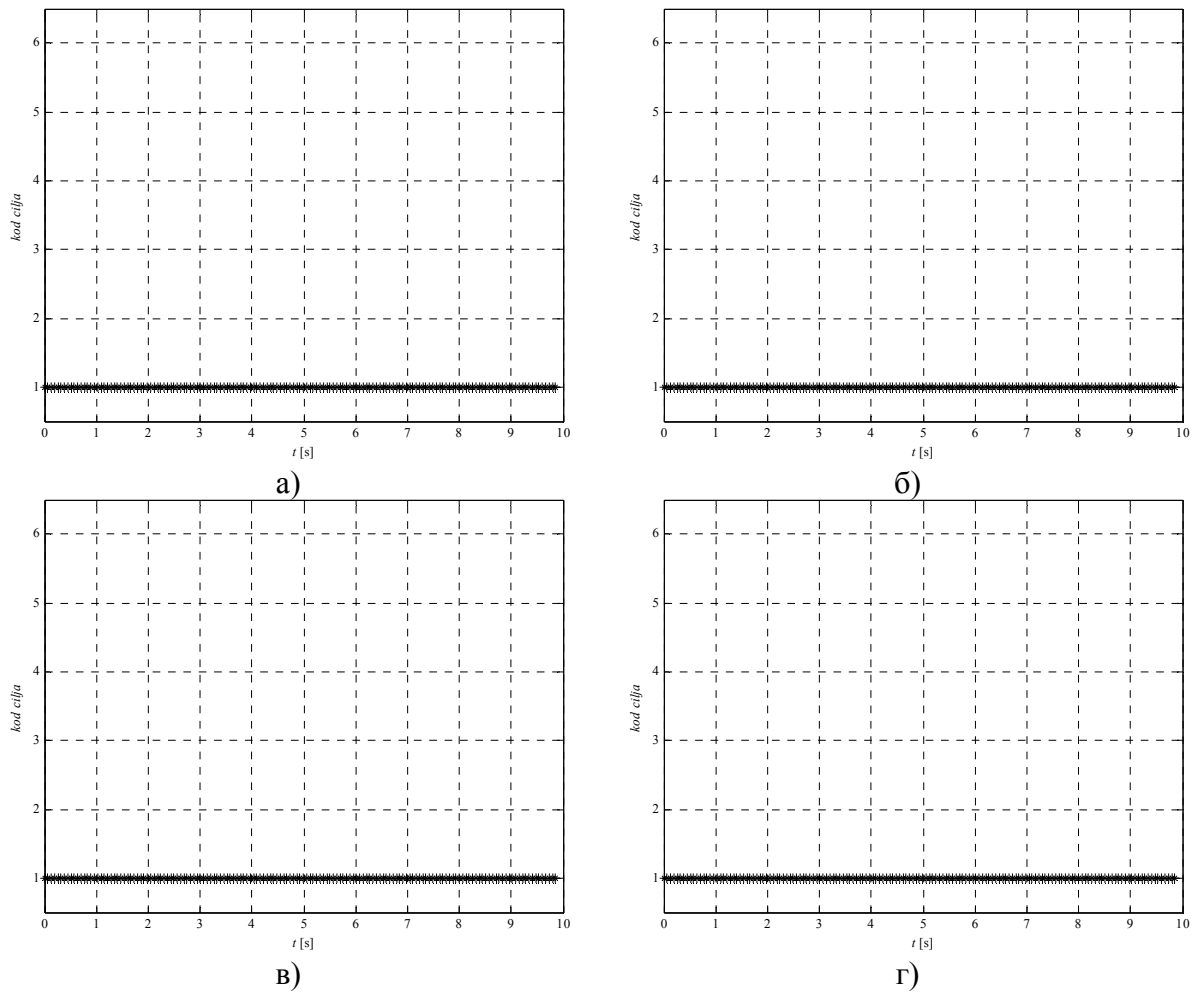
У овом делу дисертације анализиран је сигнал из базе реалних радарских сигнала у којем не постоји циљ. Спектрограм овог сигнала приказан је на слици 4.27.



Слика 4.27. Спектрограм радарског сигнала у коме не постоје радарски циљеви

На основу слике 4.27 може се уочити да у целој анализираној секвенци нема радарског циља. Одлуке пројектованог експертског система за праћење и препознавање радарских циљева у окружењу извиђачких радара за примењени метод кластеризације на бази минималне средње вредности за различити број димензија вектора обележја су приказани на слици 4.28.

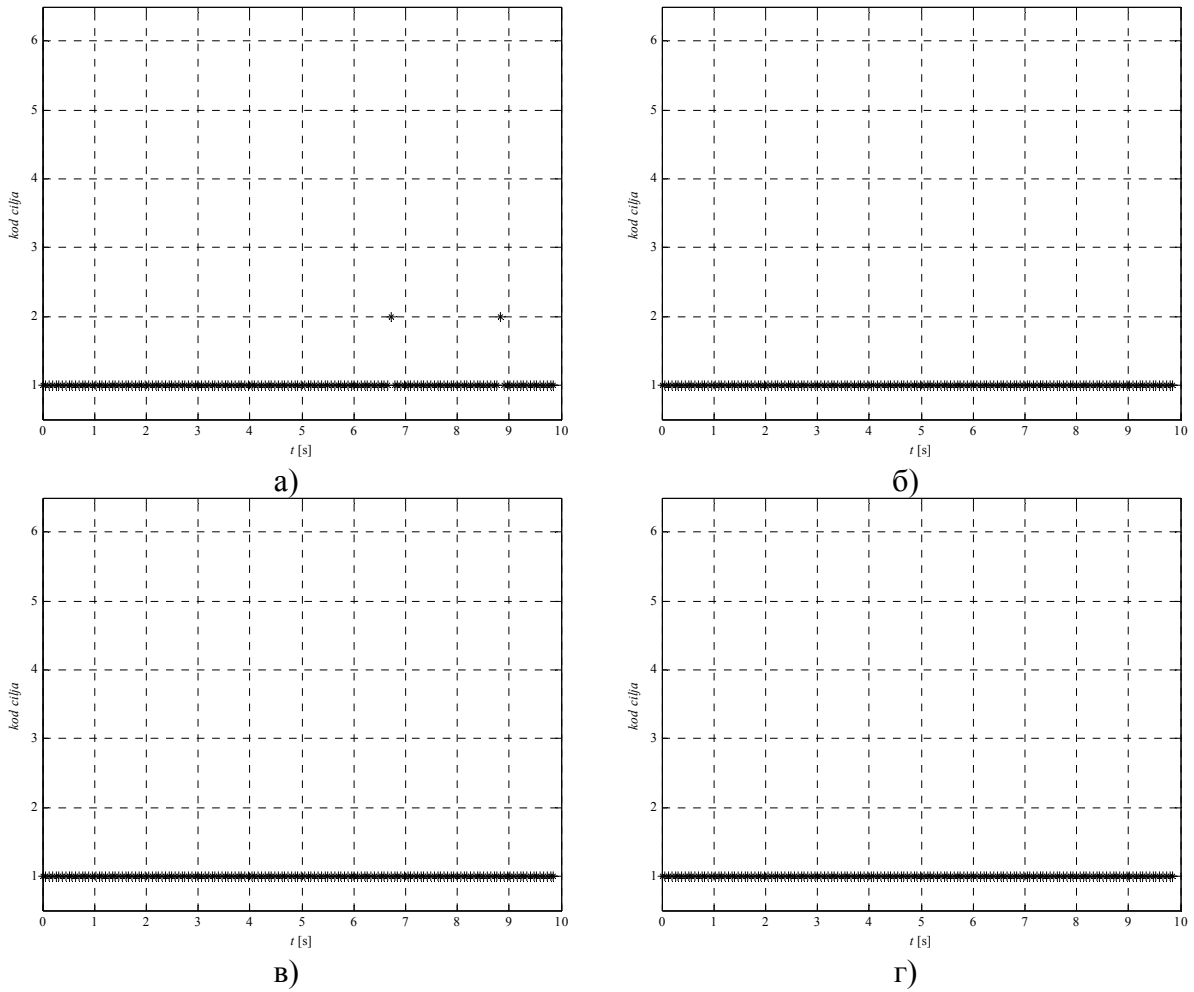
Анализом одлука пројектованог експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима, примењен *c – mean* алгоритам кластеризације које су приказане на слици 4.28 може се уочити да без обзира на примењени број димензија вектора обележја експертски систем је доносио правилне одлуке у сваком тренутку.



Слика 4.28. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал у коме нема радарских циљева, коришћен $c - \text{teap}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На слици 4.29 приказане су одлуке експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима за случај сигнала анализаног у овом делу. У овом случају је коришћена дистанца рачуната методом квадратне декомпозиције за извршену редуkcију димензија вектора обележја на различити број димензија.

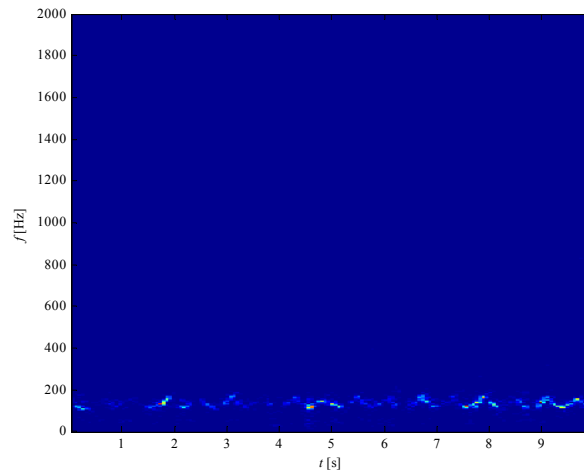
Поређењем одлука експертског система за случај радарског сигнала у коме нема радарских циљева може се уочити да је током целе секвенце доношена правилна одлука, осим у случају редуkcије димензије на две координате. У овом случају од укупно 155 анализираних секвенци, донета је погрешна одлука у укупно 2 секвенце. Ово је последица малог раздвајања вектора обележја који припадају класама нема радарског циља и особа која хода. Повећањем информативности вектора обележја повећањем реда димензија правилно су доношене одлуке.



Слика 4.29. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал у коме нема радарских циљева, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

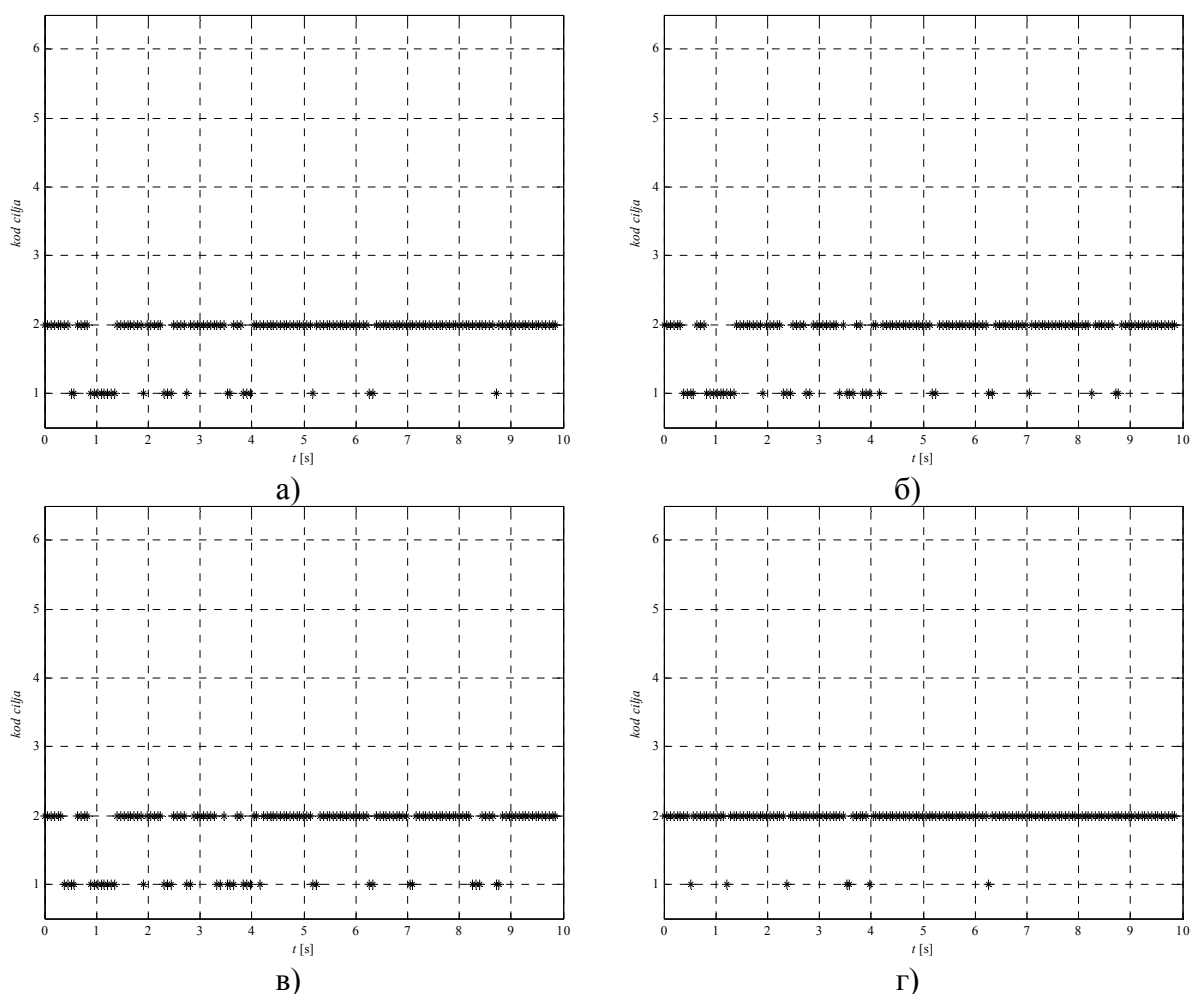
4.6.2. Секвенца особа која хода

Предмет анализе у овом делу докторске дисертације је радарски сигнал који потиче од кретања особе која хода и чији је спектрограм приказан на слици 4.30.



Слика 4.30. Спектрограм радарског сигнала који потиче од особе која хода

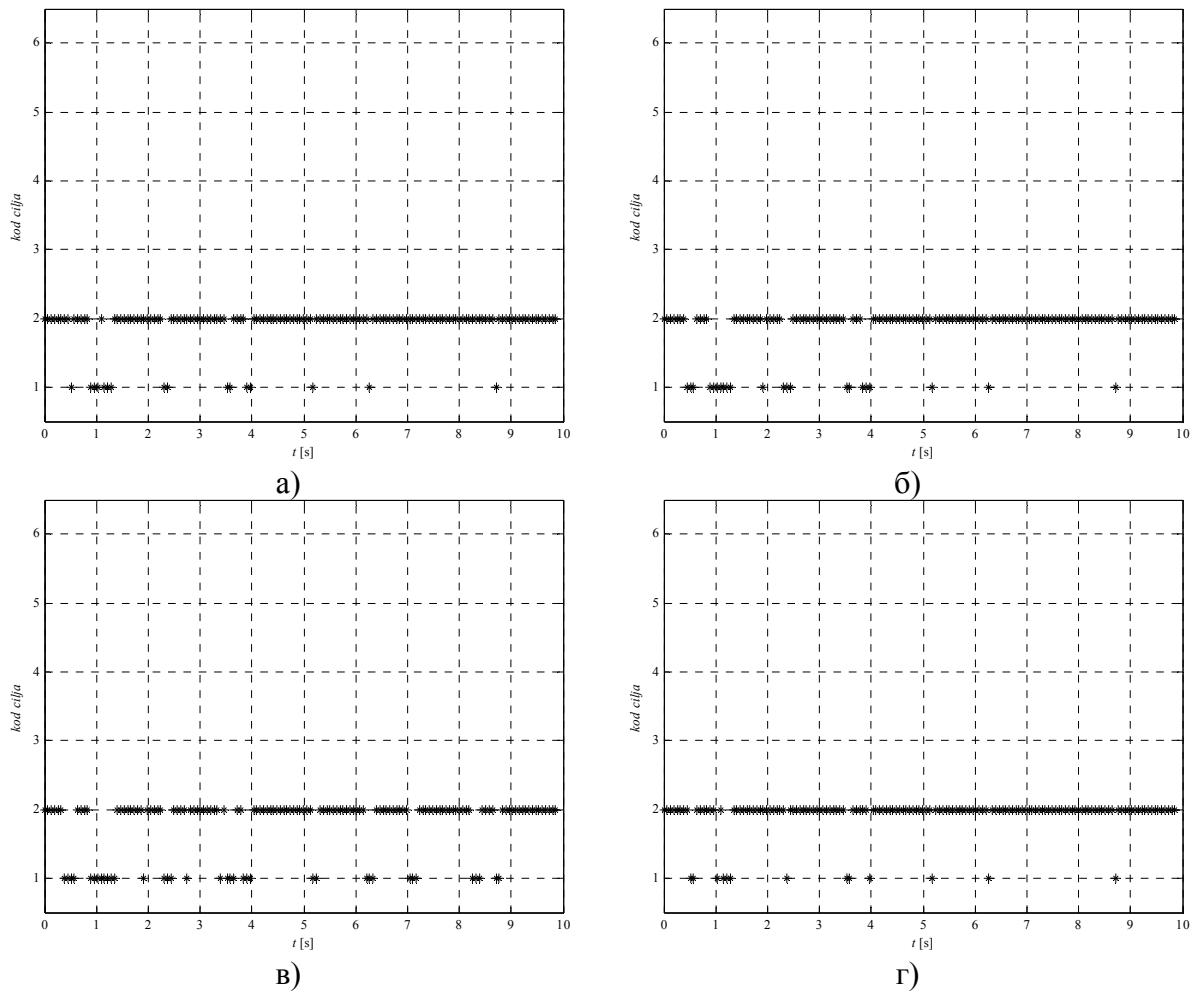
Анализом слике 4.30 уочава се постојање само једне класе радарских циљева и то је особа која хода током целог трајања анализираних секвенци, при чему се особа кретала скоро константном брзином. На слици 4.31. приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације заснован на методи најближег центра кодне књиге.



Слика 4.31. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал у који потиче од особе која хода, коришћен $c - \text{mean}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На слици 4.31 су приказани резултати одлуке пројектованог експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима и примењен метод кластеризације на бази најближе средње вредности. Анализом ове слике може се закључити да је за све примењене димензије вектора обележја поједини делови секвенци који су погрешно класификовани тако да у тим тренуцима није било радарског циља. Како се ред вектора обележја повећава, број исправно донешених одлука се повећава.

На слици 4.32 приказане су одлуке пројектованог експертског система када је примењена дистанца заснована на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја.



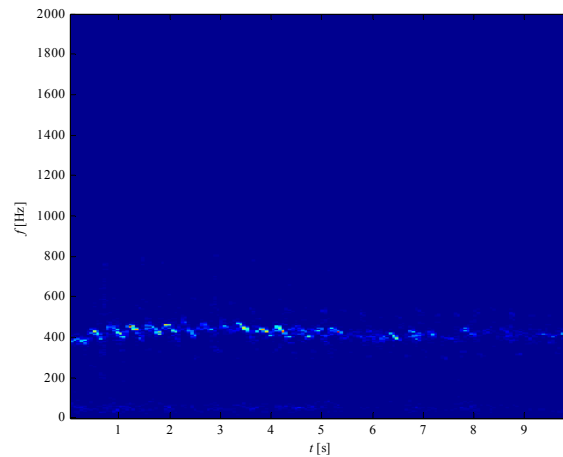
Слика 4.32. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од особе која трчи, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом слике 4.32. може се уочити да пројектовани експертски систем погрешно одлучује у појединим тренуцима и за секвенцу радарских сигнала која потиче од особе која хода доноси одлуку да је у питању случај када нема циљева без обзира на примењени број димензија редукованог вектора обележја. Најмањи број погрешно донетих одлука је у случају коришћења нередукованог вектора обележја, јер су у том случају сачуване све информације које поседује овакав радарски сигнал.

Компаративном анализом два метода одређивања секвенце опсервација може се закључити да пројектовани експертски систем даје малу вероватноћу погрешно класификованих радарских циљева за радарски сигнал који потиче од особе која хода.

4.6.3. Секвенца особа која трчи

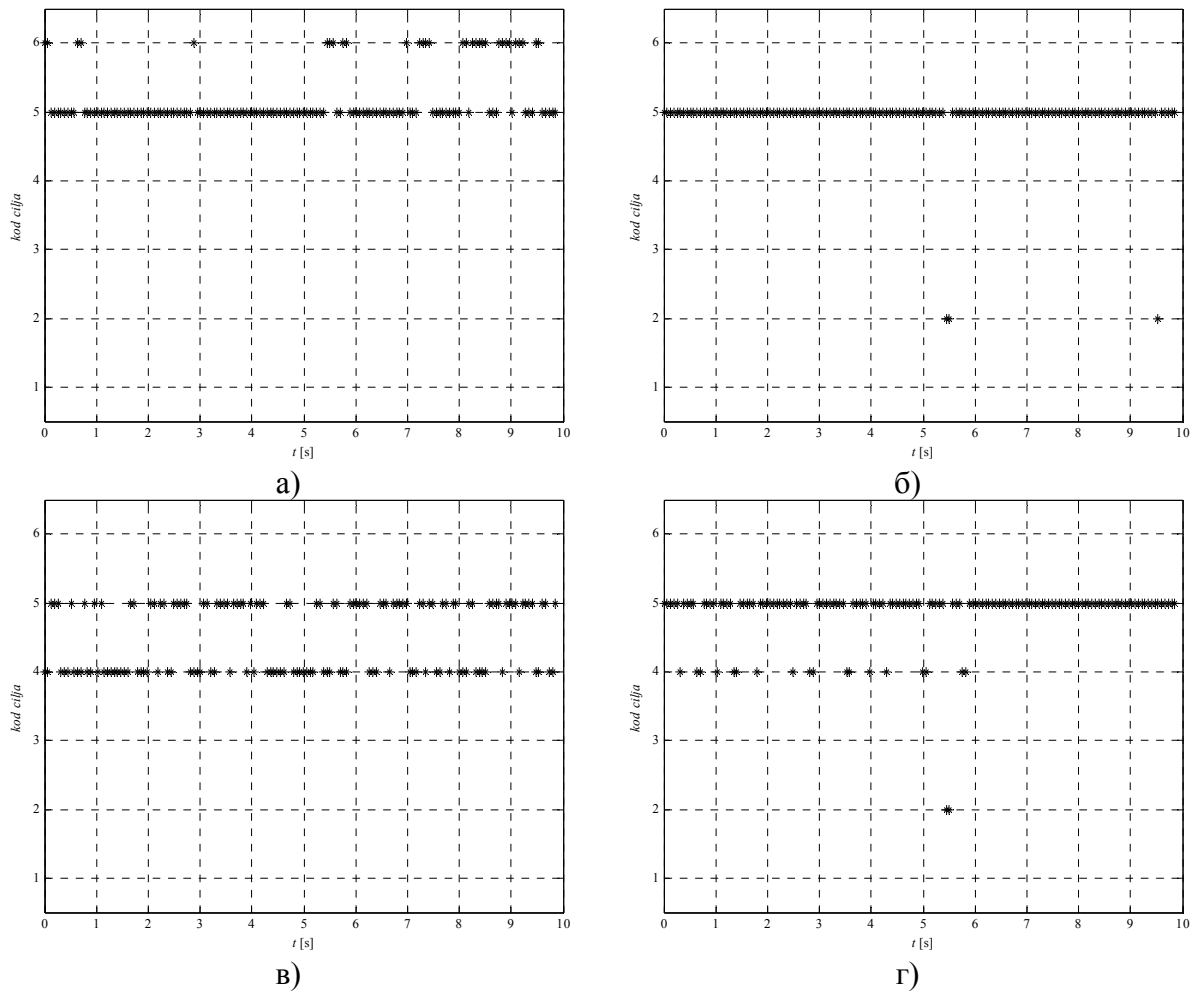
На слици 4.33. приказан је спектрограм реалног радарског сигнала особе која трчи. У овом делу анализирани су одлуке пројектованог експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара за ову секвенцу сигнала.



Слика 4.33. Спектрограм радарског сигнала који потиче од особе која трчи

Анализом слике 4.33 уочава се постојање само једне класе радарских циљева и то је особа која хода током целог трајања анализираних секвенци, при чему се особа кретала скоро константном брзином. На слици 4.34. приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације заснован на методи најближег центра кодне књиге.

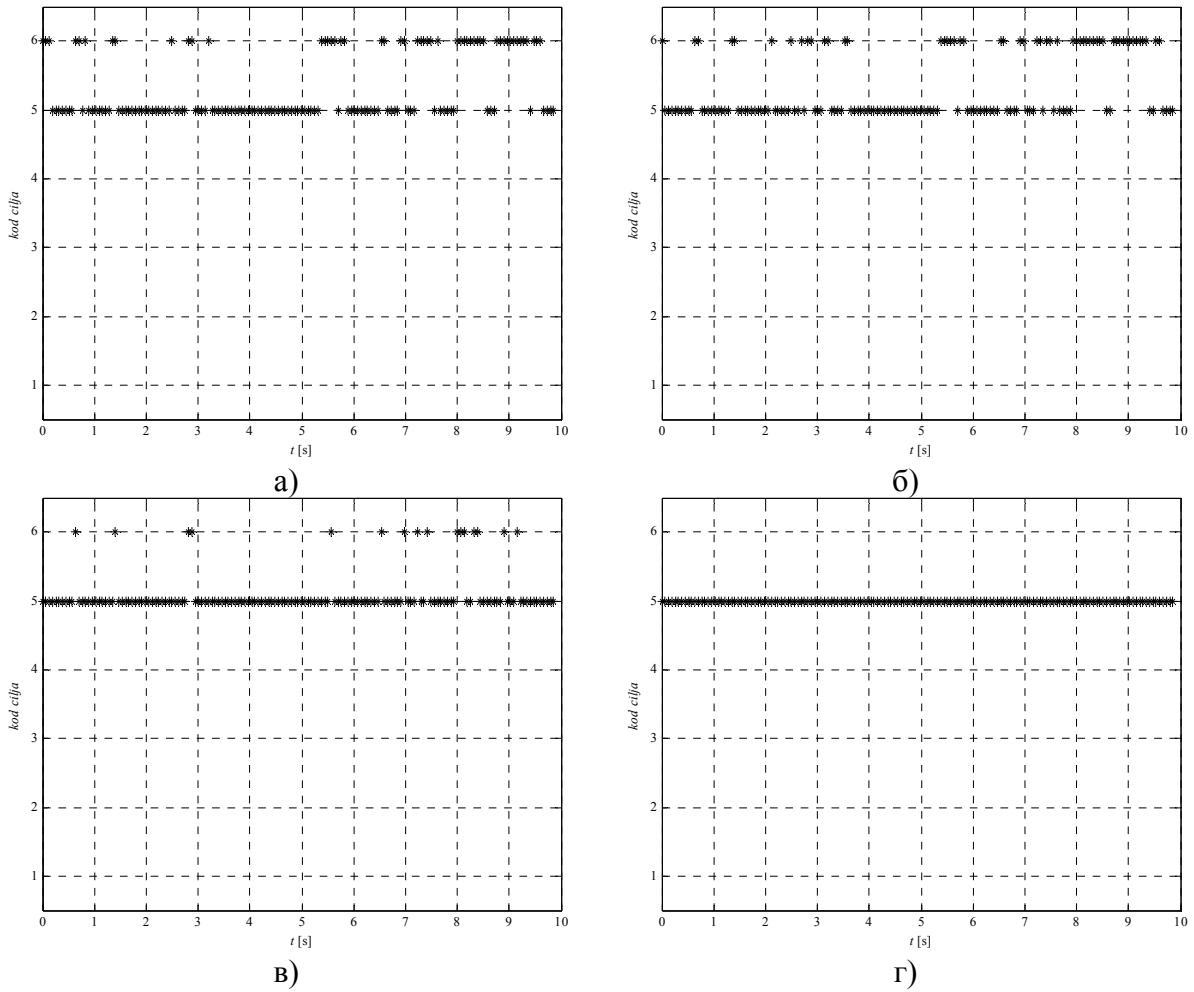
Резултати одлуке пројектованог експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима и примењен метод кластеризације на бази најближе средње вредности за секвенцу реалног радарског сигнала који потиче од особе која трчи су приказани на слици 4.34. Анализом ове слике може се приметити да пројектовани експертски систем није донео исправну одлуку ни у једном тренутку. Већина анализираних вектора обележја придружена је класи група особа које трче. Како се класе вектора обележја који потичу од класа особа која трчи и група особа које трче налазе међусобно испреплетени у простору обележја, овакав резултат је био очекиван. Са друге стране, за редукцију вектора обележја на две координате (слика 4.34а) експертски систем је донео одлуку да је у секвенци присутно возило, док се за редукцију вектора обележја на четири координате (слика 4.34в), односно нередуковани вектор обележја (4.34г) донешена је одлука да је у питању радарски сигнал који потиче од групе која хода.



Слика 4.34. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од особе која трчи, коришћен $c - \text{mean}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Одлуке пројектованог експертског система када је примењена дистанца заснована на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала који потиче од особе која трчи приказане су на слици 4.35.

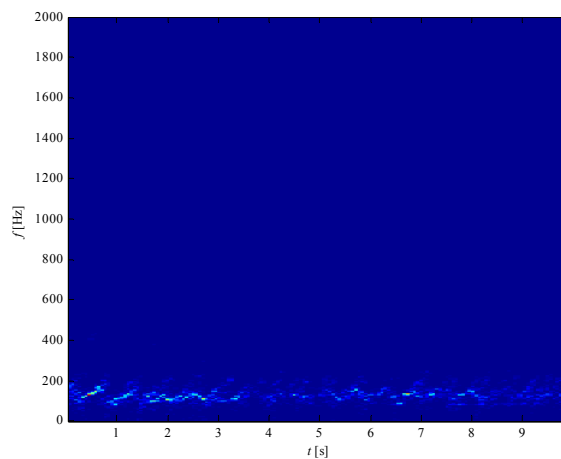
Анализом слике 4.35. може се уочити да пројектовани експертски систем погрешно одлучује у свим тренуцима. Од укупног броја погрешних одлука највише је одлучено да су у питању вектори обележја који потичу од радарског сигнала група особа које ходају. Ово је последица малог раздвајања класе особа која трчи и група особа које трче у простору редукованих вектора обележја. Најконзистентније одлуке су донешене када је није вршена редукција димензија вектора облика (слика 4.35г). Са друге стране, поред погрешно донешене одлуке о групи која трчи, за вектор обележја над којим је извршена редукција димензија експертски систем доноси погрешну одлуку да је у питању класа радарског сигнала који потиче од возила.



Слика 4.35. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од особе која трчи, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

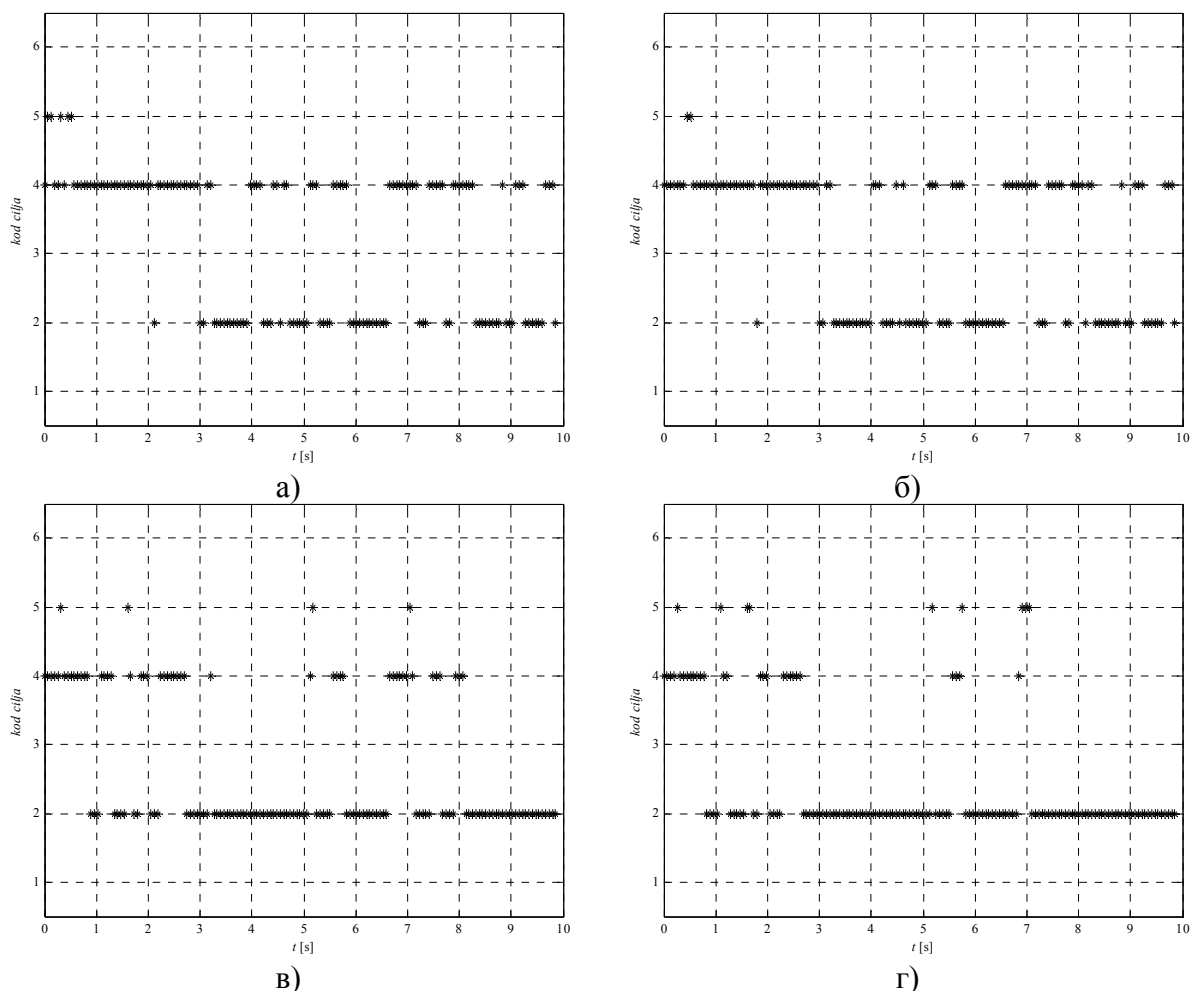
4.6.4. Секвенца група особа која хода

У овом делу анализирани су одлуке пројектованог експертског система у случају секвенце радарског сигнала која потиче од групе особа које ходају. На слици 4.36. приказан је спектрограм реалног радарског овог сигнала.



Слика 4.36. Спектрограм радарског сигнала који потиче од групе особа које ходају

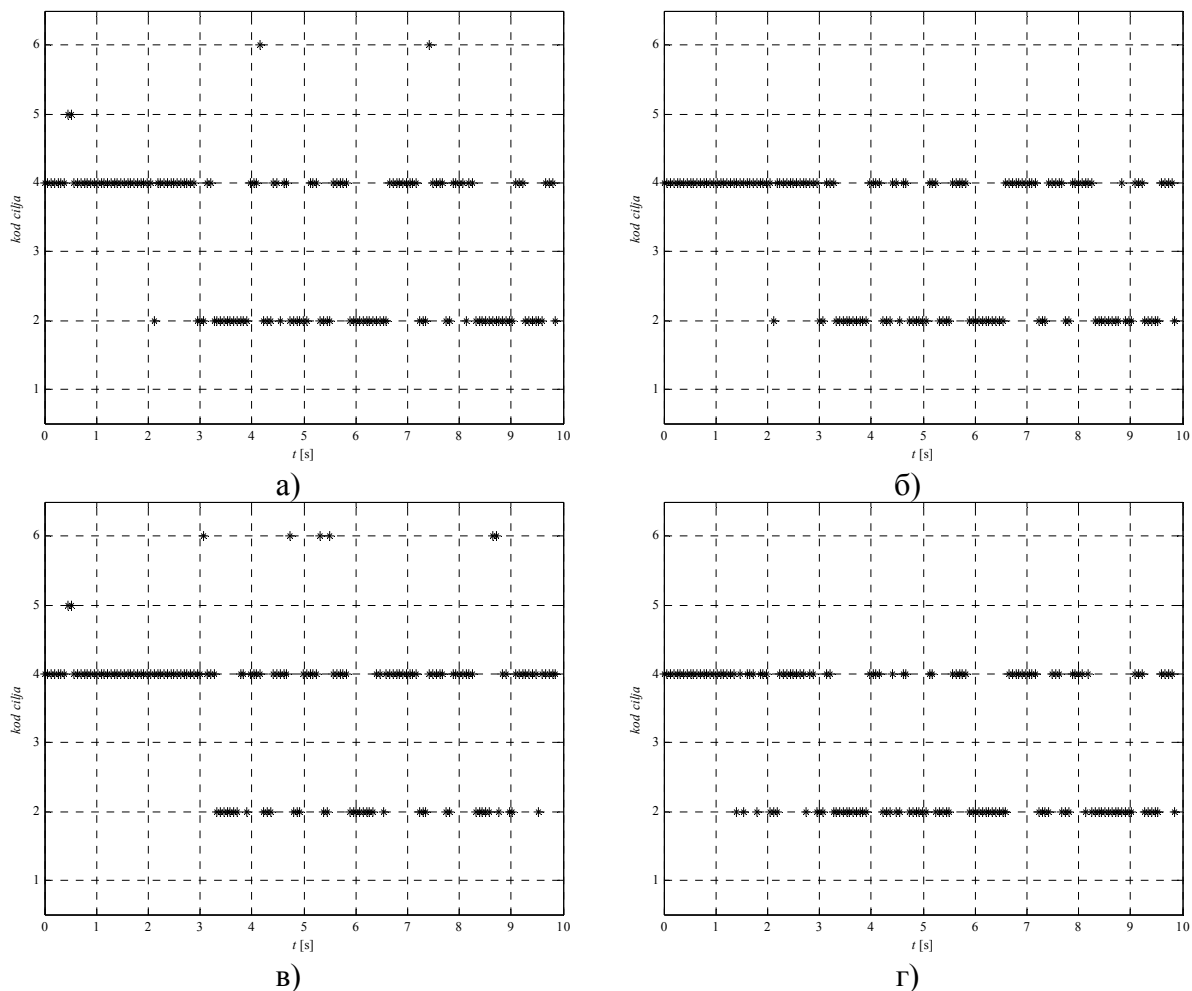
На основу слике 4.36 може се закључити да током целог трајања анализираних секвенци постоји само група особа које ходају. На слици 4.37. приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације заснован на методи најближег центра кодне књиге за овај пример.



Слика 4.37. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од групе особа које ходају, коришћен $c - \text{mean}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На слици 4.37 приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењен метод кластеризације на бази најближе средње вредности секвенце реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које ходају. У случају вектора димензија редукованих на две координате, вероватноћа правилне класификације износи 56.13% (слика 4.37а), док у случају вектора обележја редукованих на три координате ова вероватноћа износи 55.48% (слика 4.37б). На основу слике 4.37в) може се закључити да вероватноће правилне класификације износи 30.97%, док на основу слике 4.37г) вероватноћа правилне класификације је 17.42%.

Резултати одлука пројектованог експертског система када је примењена дистанца заснована на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које ходају приказане су на слици 4.38.

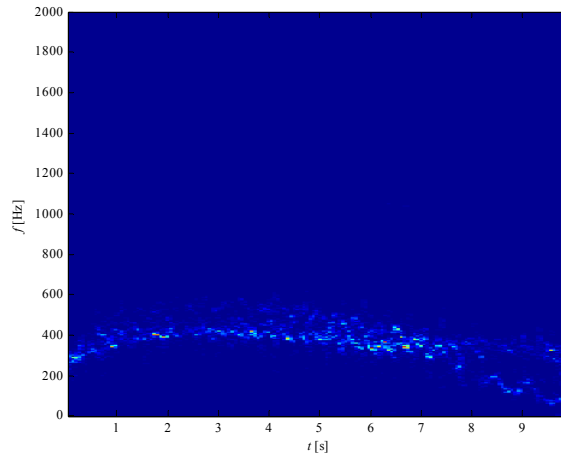


Слика 4.38. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од групе особа које ходају, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом слике 4.38 може се уочити повећање вероватноће правилне класификације реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које ходају са порастом димензија редукованог вектора обележја када је примењена дистанца рачуната на основу методе квадратне декомпозиције. На основу слике 4.38а) ова вероватноћа износи 54.84%, док се на основу слике 4.38б) може закључити да ова вероватноћа износи 61.29%. Редукцијом вектора обележја на четири координате вероватноћа правилне детекције износи 69.68% (слика 4.38в), док за нередуковани вектор обележја ова вероватноћа опада и износи 50.97% (слика 4.38г).

4.6.5. Секвенца група особа које трче

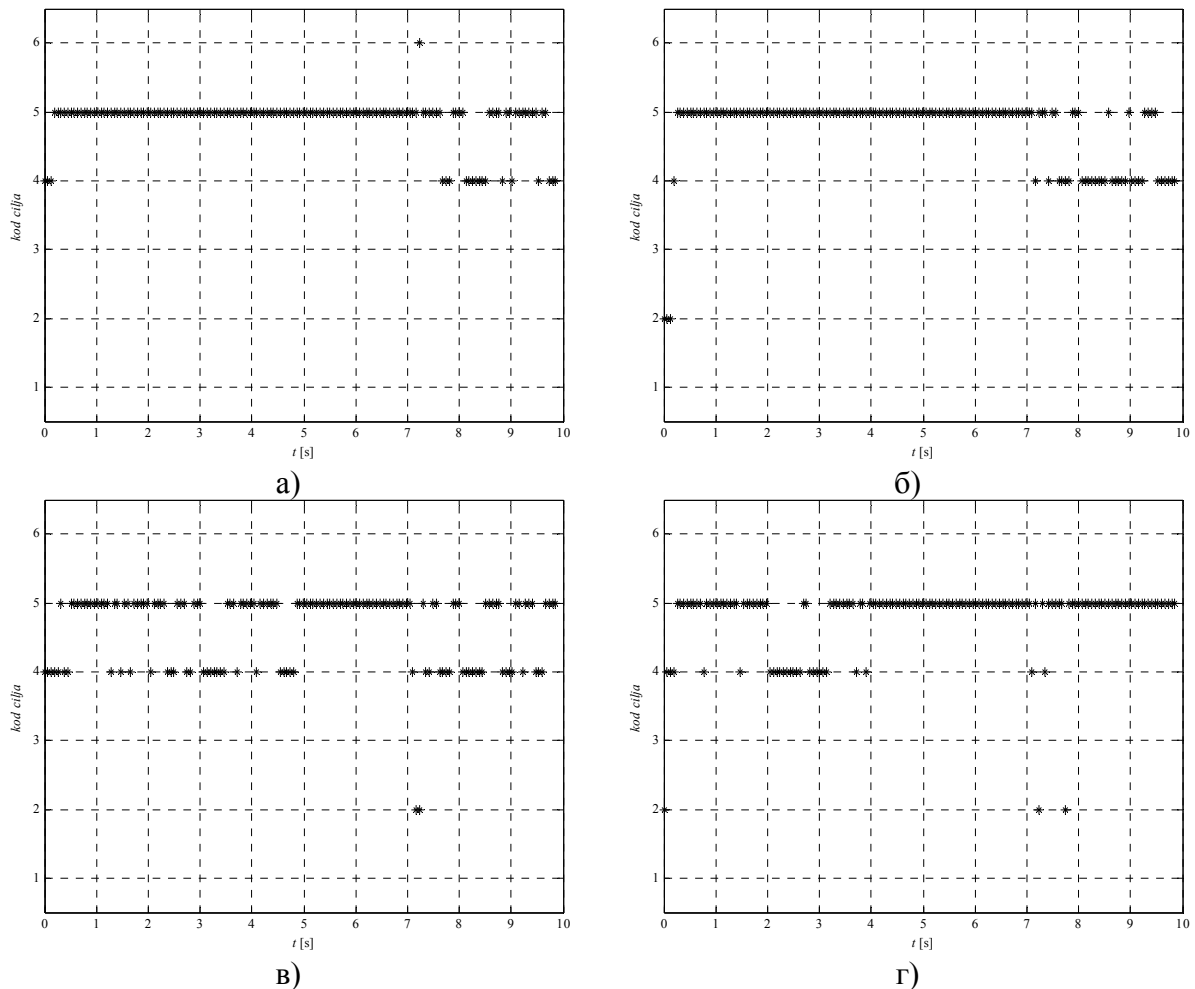
У овом делу анализирани су одлуке пројектованог експертског система у случају секвенце радарског сигнала која потиче од групе особа које трче. На слици 4.39. приказан је спектрограм анализираниог реалног радарског сигнала.



Слика 4.39. Спектрограм радарског сигнала који потиче од групе особа које трче

На основу слике 4.39 може се закључити да до 7 секунде анализирани секвенце у зони осматрања извиђачког радара је присутна група особа које трче. Након овог тренутка до краја секвенце једна група особа смањује брзину свог кретања, док једна особа и даље наставља да трчи. Одлуке пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације засновану на методи најближег центра кодне књиге за анализирану секвенцу приказани су на слици 4.40.

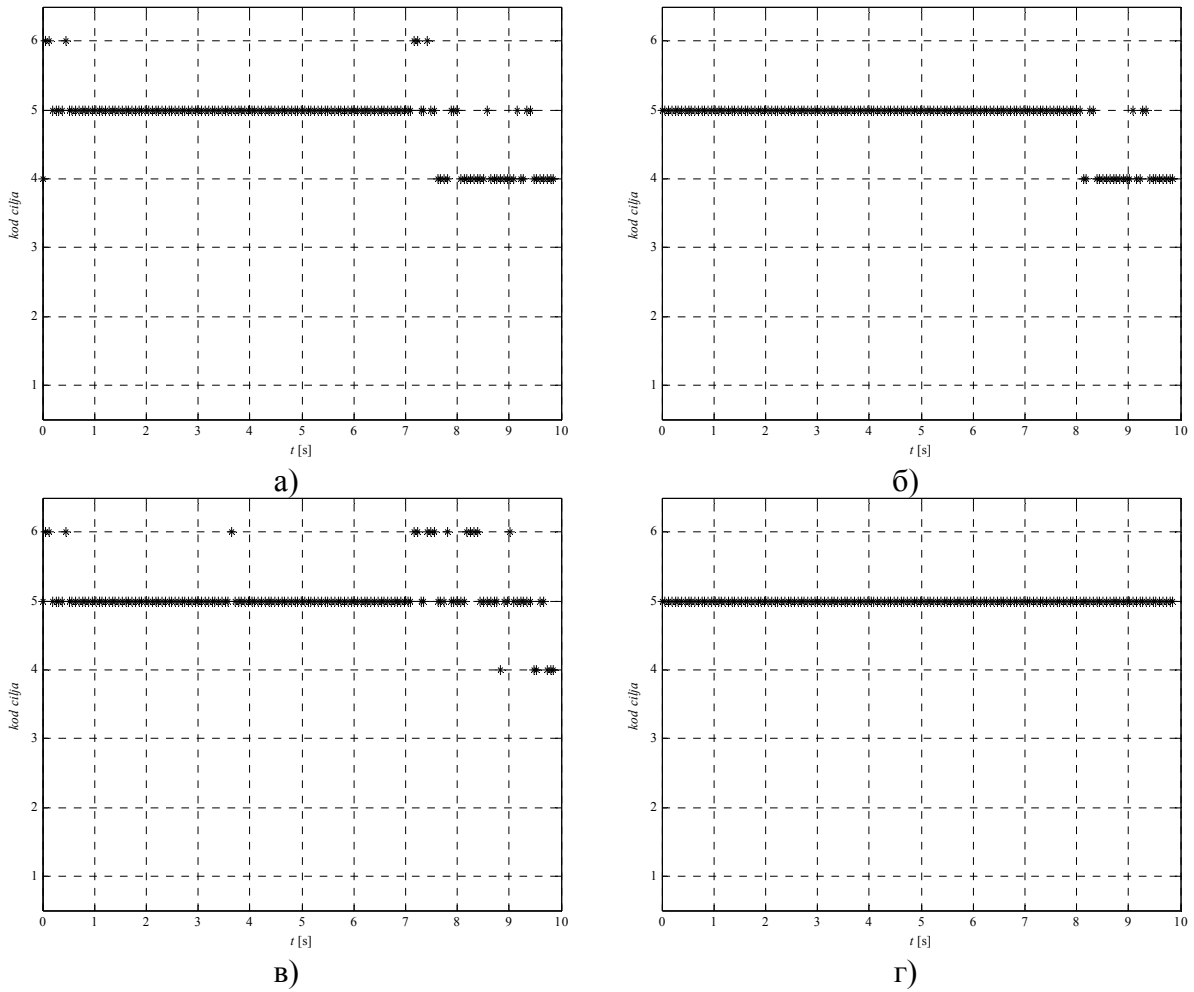
Анализом слике 4.40 на којој су приказане одлуке пројектованог експертског система за примењен метод кластеризације на бази најближе средње вредности секвенце реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које трче може се уочити да су одлуке донешене у највећем броју случајева правилно. У случају вектора димензија редукованих на две координате, вероватноћа правилне класификације износи 87.10% (слика 4.40а), док у случају вектора обележја редукованих на три координате ова вероватноћа износи 78.71% (слика 4.40б). На основу слике 4.40в) може се закључити да вероватноће правилне класификације износи 65.16%, док на основу слике 4.40г) вероватноћа правилне класификације је 81.93%. Посебно треба нагласити да је пројектовани експертски систем за случај редукције димензије на три координате правилно детектовао промену у врсти циљева у зони осматрања извиђачких радара након 7 секунде.



Слика 4.40. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од групе особа које трче, коришћен $c - \text{mean}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На слици 4.41 приказане су одлуке пројектованог експертског система када је примењена дистанца заснована на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које трче.

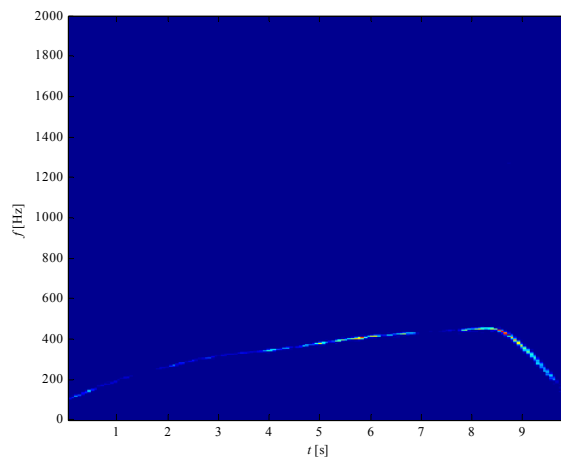
Анализом слике 4.41 може се уочити повећање вероватноће правилне класификације реалног радарског сигнала који потиче од групе особа које трче са порастом димензија редукованог вектора обележја када је примењена дистанца рачуната на основу методе квадратне декомпозиције. На основу слике 4.40а) ова вероватноћа износи 76.77%, док се на основу слике 4.40б) може закључити да ова вероватноћа износи 85.16%. Редукцијом вектора обележја на четири координате вероватноћа правилне детекције износи 86.45% (слика 4.40в), док за нередуковани вектор обележја ова вероватноћа опада и износи 100% (слика 4.40г).



Слика 4.41. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од групе особа које трче, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

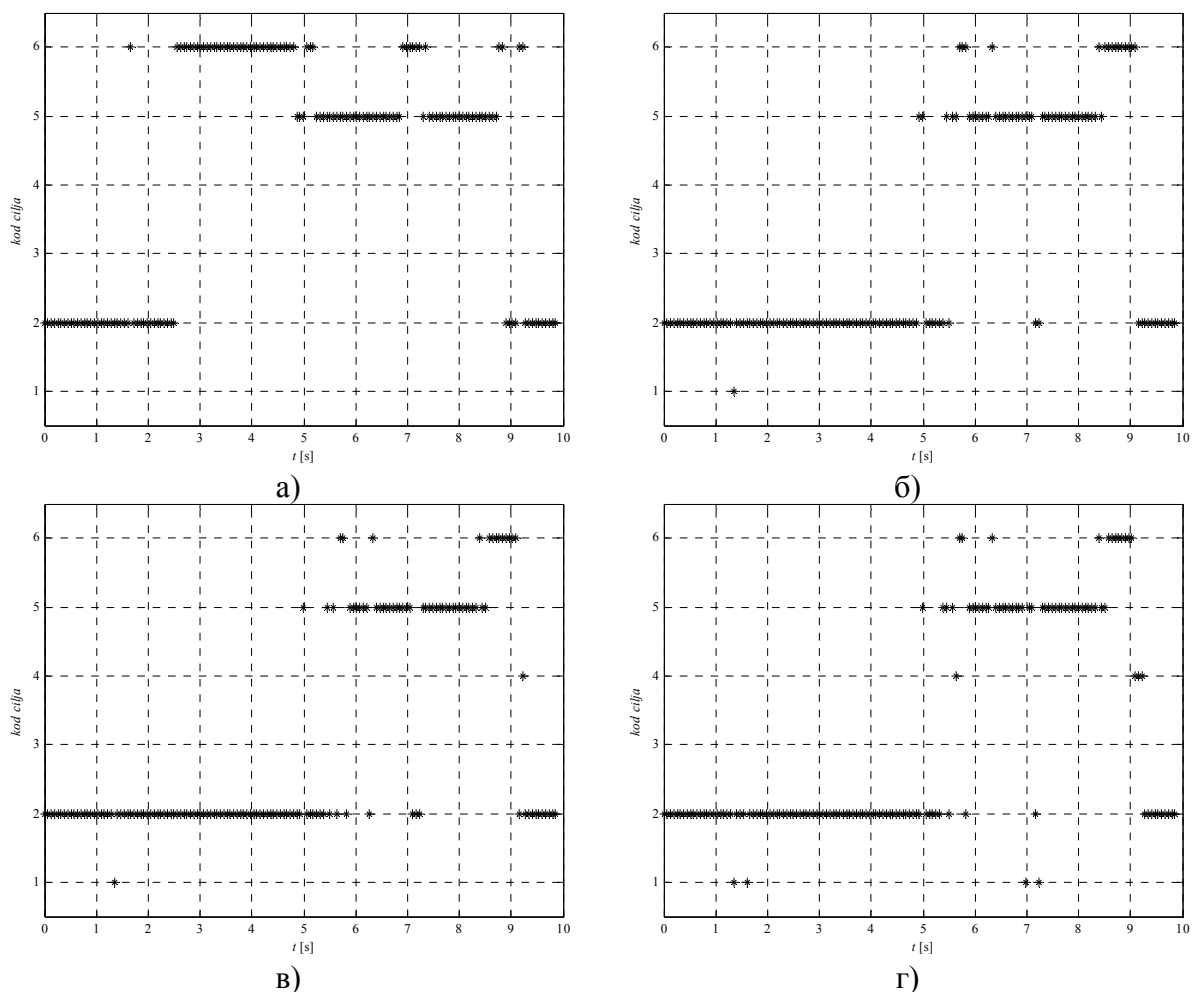
4.6.6. Секвенца возило

На слици 4.42. приказан је спектрограм анализираног реалног радарског сигнала који потиче од кретања возила. У овом делу су анализиране одлуке пројектованог експертског система када је на улазу овај сигнал.



Слика 4.42. Спектрограм радарског сигнала који потиче од возила

Анализом слике 4.42 може се закључити да се за цело трајање секвенце у оквиру анализираниог сигнала налази само један циљ – возило. Ово возило убрзава до 8 секунде трајања секвенце, а затим нагло смањује своју брзину. На слици 4.43 приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације засновану на методи најближег центра кодне књиге када је на улаз система доведена анализирана секвенца.

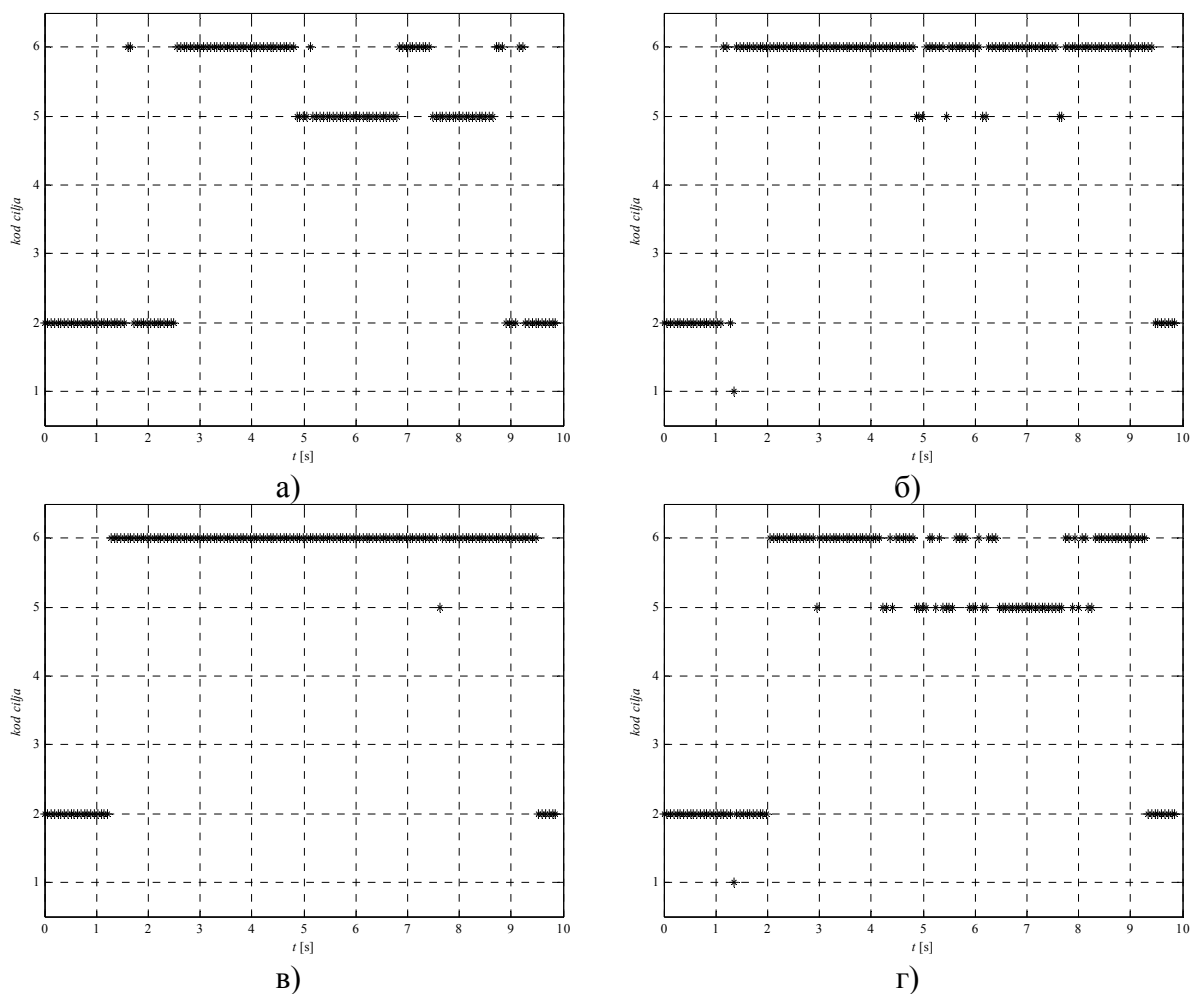


Слика 4.43. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од возила, коришћен c – теап алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом слике 4.43 може се запазити да пројектовани експертски систем није донео правилну одлуку у највећем броју случајева. Поред овога може се запазити да са повећањем димензија редукованог вектора обележја долази до смањења вероватноће правилне класификације. На основу слике 4.43а) на којој су приказане одлуке за случај редукције димензије вектора обележја на све координате ова вероватноћа је 32.90%, док се анализом слике 4.43б) закључује да за векторе обележја редуковане на три

координате ова вероватноћа износи само 9.68%. Вероватноће правилне класификације када је вектор обележја редукован на четири димензије износи 8.39% (слика 4.43в), док за нередуковани вектор обележја ова вероватноћа је 7.74% (слика 4.43г).

Резултати одлука пројектованог експертског система за примењену дистанца заснована на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала који потиче од возила је приказан на слици 4.44.

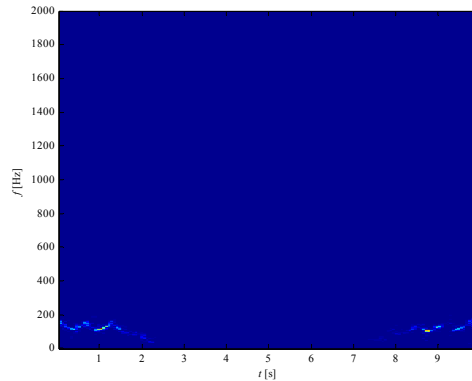


Слика 4.44. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од возила, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На основу слике 4.44 може се уочити да је вероватноћа правилне детекције максимална у случају редукације димензија на четири координате и износи 82.58%. Редукацијом вектора обележја на две координате вероватноћа правилне детекције применом овог метода кластеризације износи 34.84% (слика 4.44а), за редукацију вектора обележја на три координате износи 77.42% (слика 4.44б), док за нередуковани вектор обележја ова вероватноћа износи 46.45% (слика 4.44г).

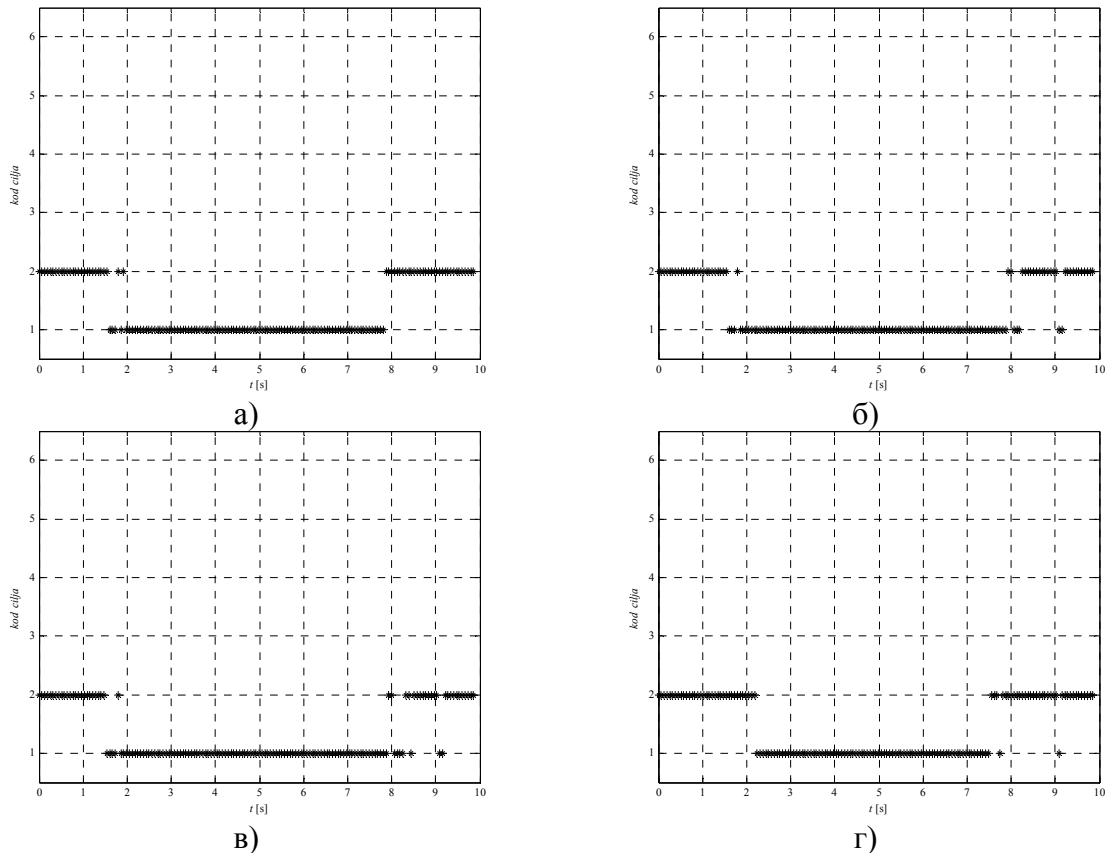
4.6.7. Секвенца особа хода, стане, хода

Предмет анализе у овом делу су одлуке пројектованог експертског система када је на улазу радарски сигнал када је особа ходала, стала, па наставила да хода. На слици 4.45. приказан је спектрограм анализираног сигнала.



Слика 4.45. Спектрограм радарског сигнала који потиче од особе која хода, стане и настави да хода

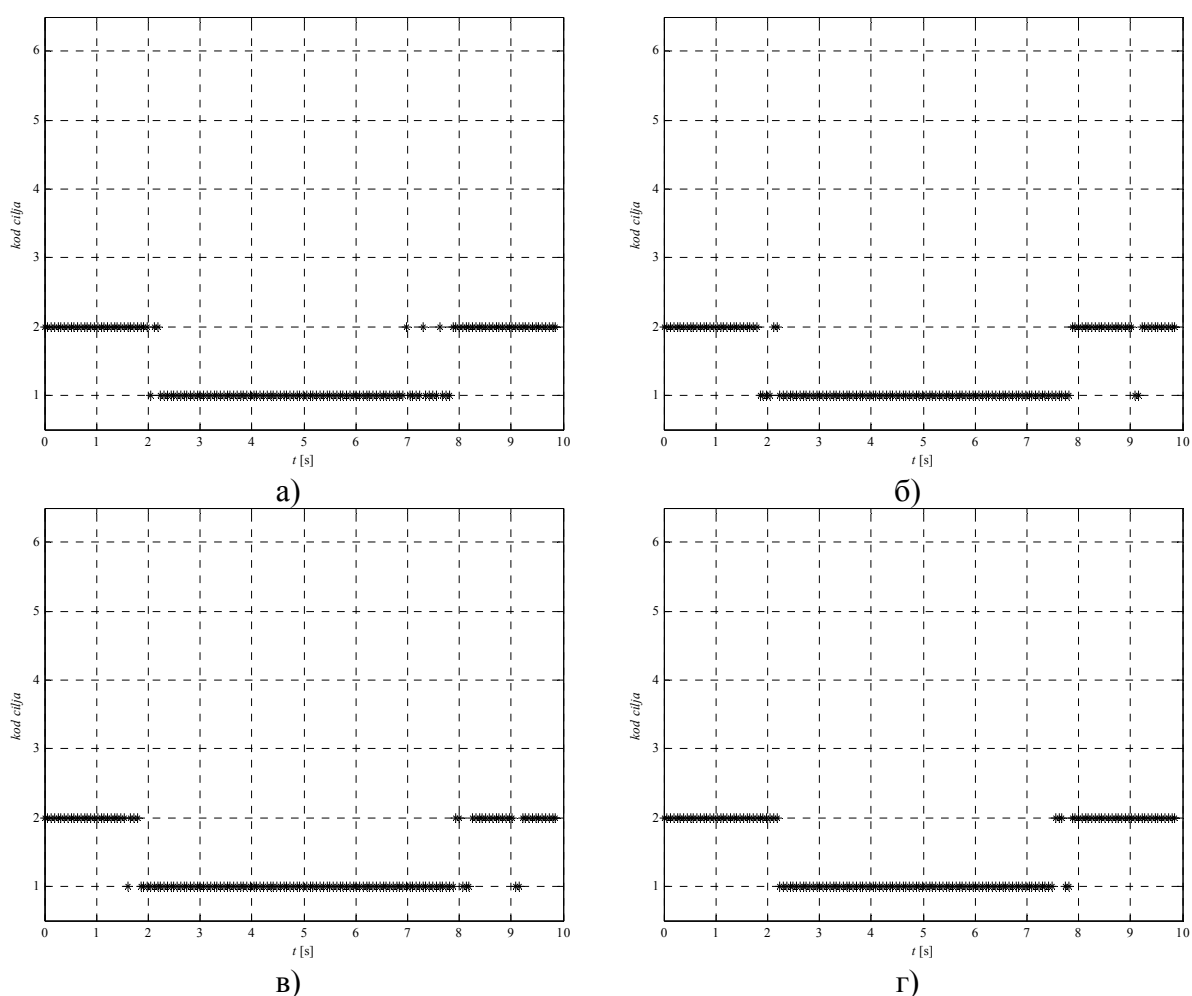
На основу слике 4.45 може се уочити да се особа кретала до око 2 секунде, затим је стала и након 7 секунде наставила да хода. Одлуке експертског система за различити број редукованих димензија за коришћени *c – teap* алгоритам кластеризације приказане су на слици 4.46.



Слика 4.46. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од особе која хода, стане и настави да хода, коришћен *c – teap* алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в) четири димензије, г) пет димензија

Анализом одлука пројектованог експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима, примењен *c – mean* алгоритам кластеризације које су приказане на слици 4.46 може се уочити да без обзира на примењени број димензија вектора обележја експертски систем је доносио правилне одлуке у сваком тренутку. Посебно је потребно истаћи да за нередуковани вектор обележја експертски систем је донео правилне одлуке у свим тренуцима.

На слици 4.47 приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену дистанца заснована на методу квадратне декомпозиције и за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала који потиче од особа која хода, стане и настави да хода.



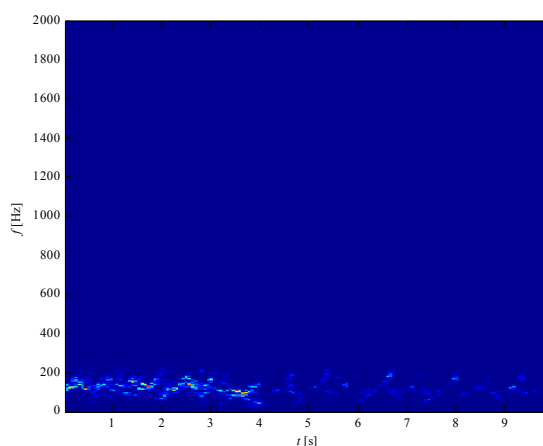
Слика 4.47. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од особе која хода, стане и настави да хода, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом слике 4.47. уочава се да пројектовани експертски систем за овакав метод одређивања припадности центрима кодне књиге квантизације погрешно одлучује само у појединим тренуцима и то у тренуцима када се особа која хода зауставља,

односно почиње кретање. Најмањи број погрешно донетих одлука је у случају коришћења нередукованог вектора обележја, јер су у том случају сачуване све информације које поседује овакав радарски сигнал.

4.6.8. Секвенца група особа хода, особа хода

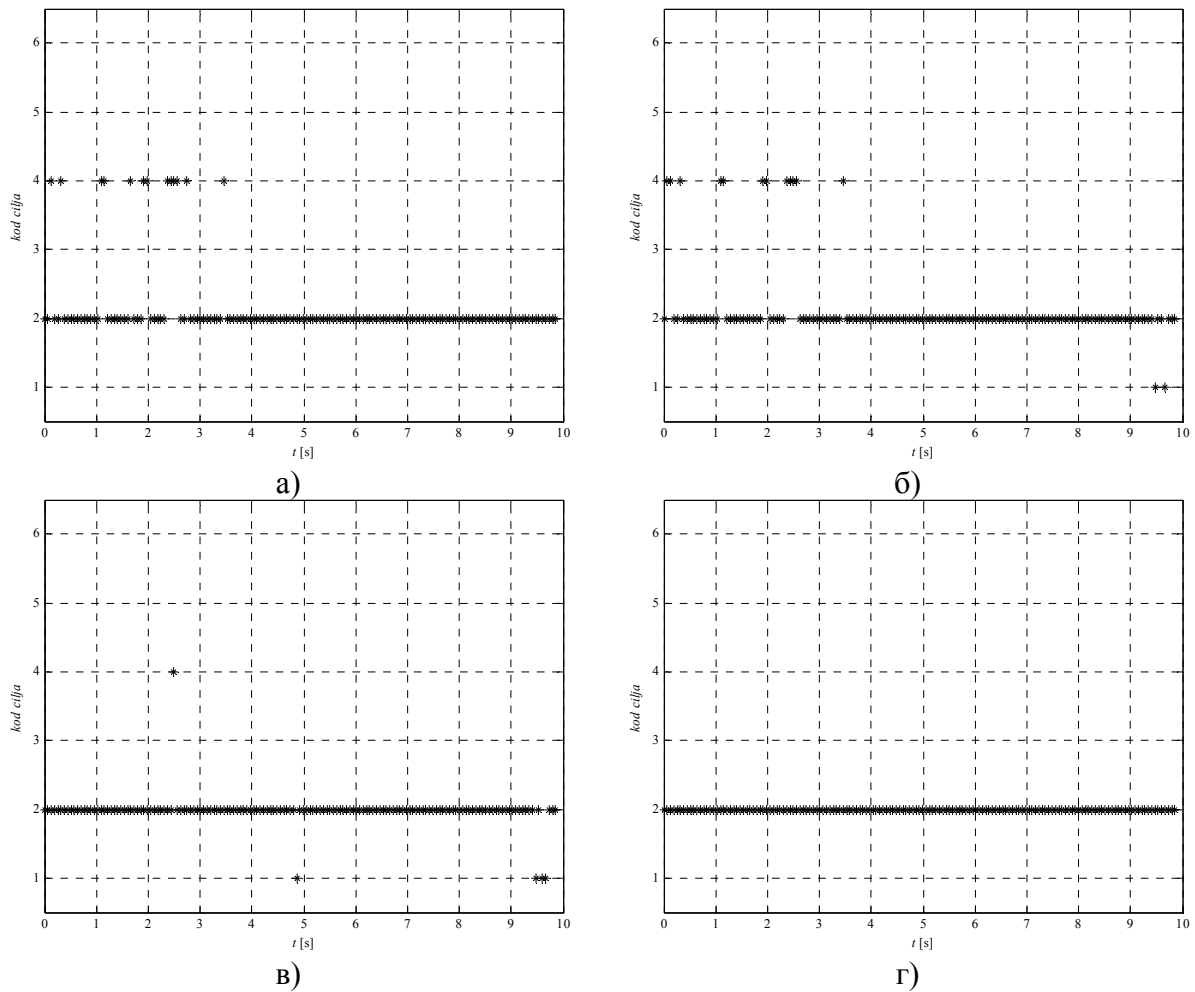
На слици 4.48. приказан је спектрограм анализираног реалног радарског сигнала који потиче од ситуације када је у зони осматрања извиђачког радара присутна група особа које ходају, а затим једна особа наставља кретање ходом, док се остале особе из групе заустављају. У овом делу су анализирани одлуке пројектованог експертског система када је на улазу овај сигнал.



Слика 4.48. Спектрограм радарског сигнала који потиче од група особа које ходају, особа која хода

На основу слике 4.48 уочава се да је у делу секвенце до 4 секунде присутна група особа које ходају. У том тренутку, група особа се зауставља, док наставља да хода само једна особа из групе која наставља свој ход до краја секвенце. Резултати одлука пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације засновану на методи најближег центра кодне књиге када је на улаз система доведена анализирана секвенца је приказан на слици 4.49.

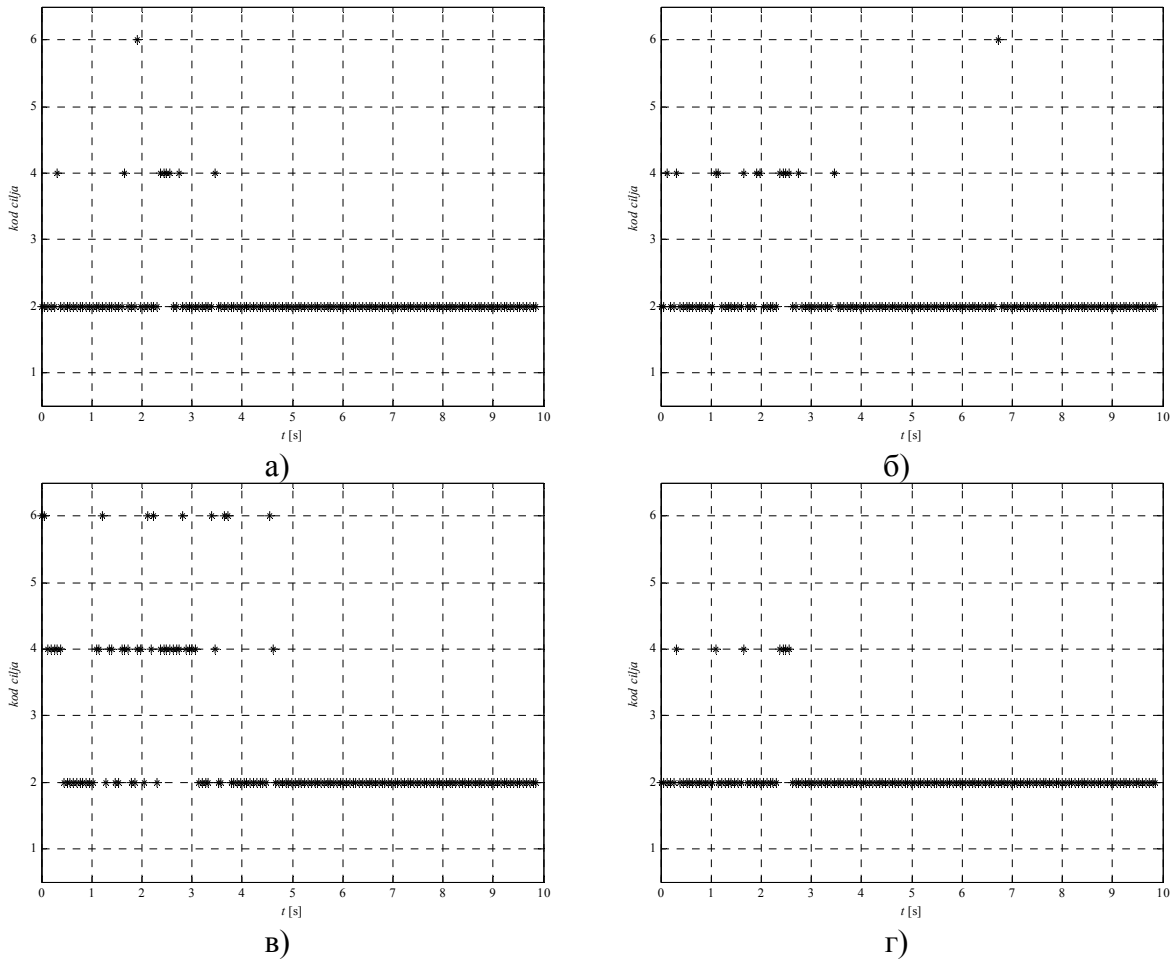
На слици 4.49 су приказани резултати одлуке пројектованог експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима и примењен метод кластеризације на бази најближе средње вредности за реални радарски сигнал у коме група особа хода, а након тога једна особа наставља кретање, док се остале особе заустављају. Анализом ове слике може се закључити да је за све примењене димензије вектора обележја пројектовани експертски систем није дао задовољавајуће резултате класификације. У највећем броју случајева донешена је одлука да је у секвенци анализираног сигнала присутна само особа која хода.



Слика 4.49. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од група особа које ходају, особа која хода, коришћен $c - \text{teap}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На слици 4.50. приказани су резултати одлука пројектованог експертског система за примењену дистанцу засновану на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала анализираниог у овом делу.

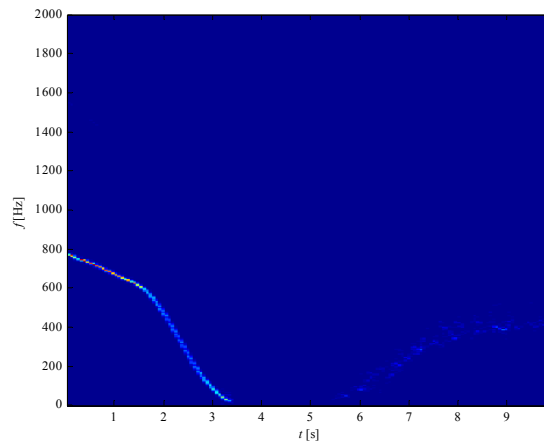
Поређењем одлука експертског система за случај радарског сигнала у коме се након групе особа које ходају, наставља да хода само једна особа, док остале особе се заустављају у случају примењене мере за одређивање дистанце вектора обележја засноване на методи кквadratне декомпозиције, које су приказане на слици 4.50, може се уочити да пројектовани експертски систем не доноси правилну одлуку ни у једном тренутку анализираних секвенце. У највећем броју случајева донешена је одлука да је присутна особа која хода. Ово се може објаснити малом разликом централне Доплерове фреквенције класе радарских сигнала особа која хода и група особа које ходају.



Слика 4.50. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од група особа које ходају, особа која хода, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

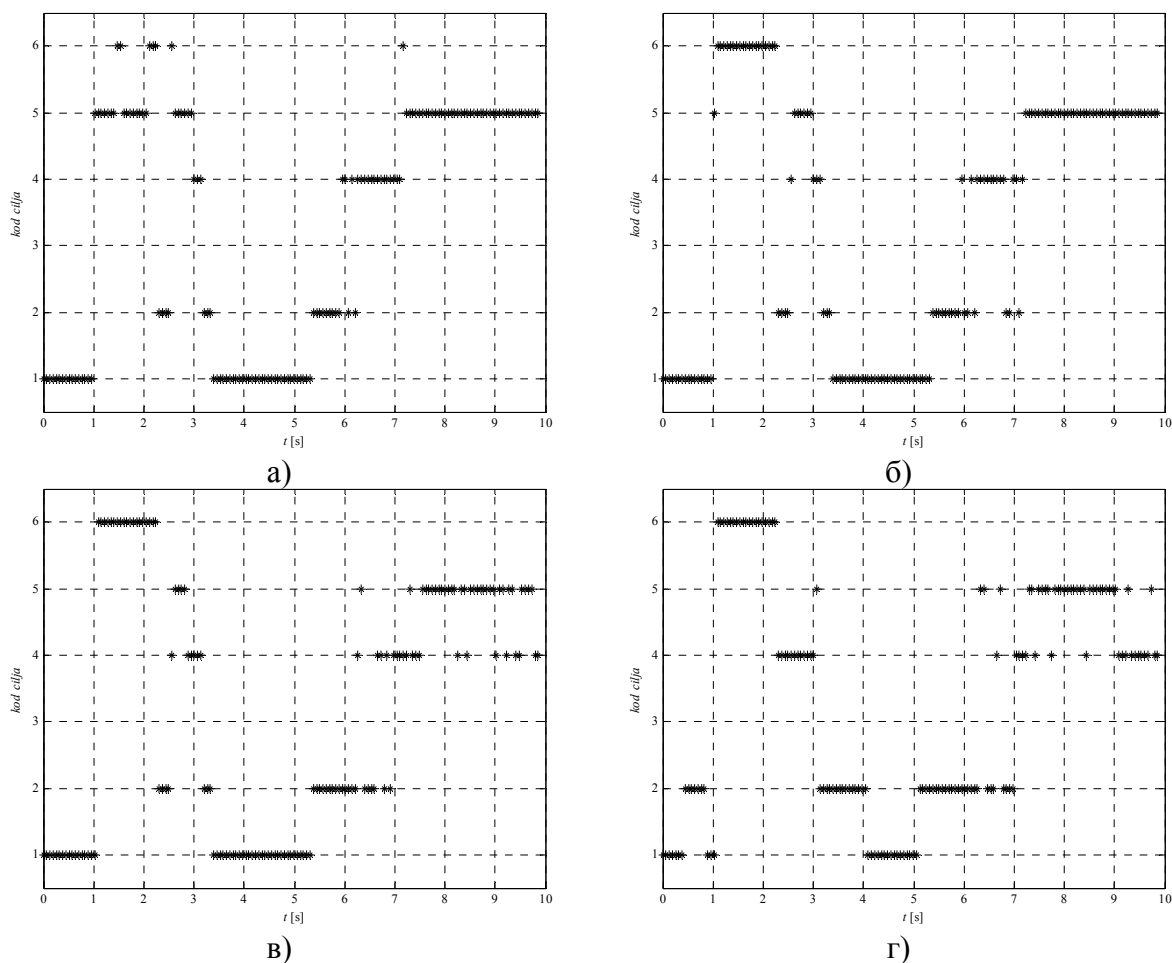
4.6.9. Секвенца возило, нема сигнала, група особа трчи

У овом делу су анализиране одлуке пројектованог експертског система када је на почетку секвенце присутно возило, затим нема радарских циљева и појављује се група особа које трче. На слици 4.51. приказан је спектрограм овог радарског сигнала.



Слика 4.51. Спектрограм радарског сигнала који потиче од возило, нема радарских циљева, група особа које трче

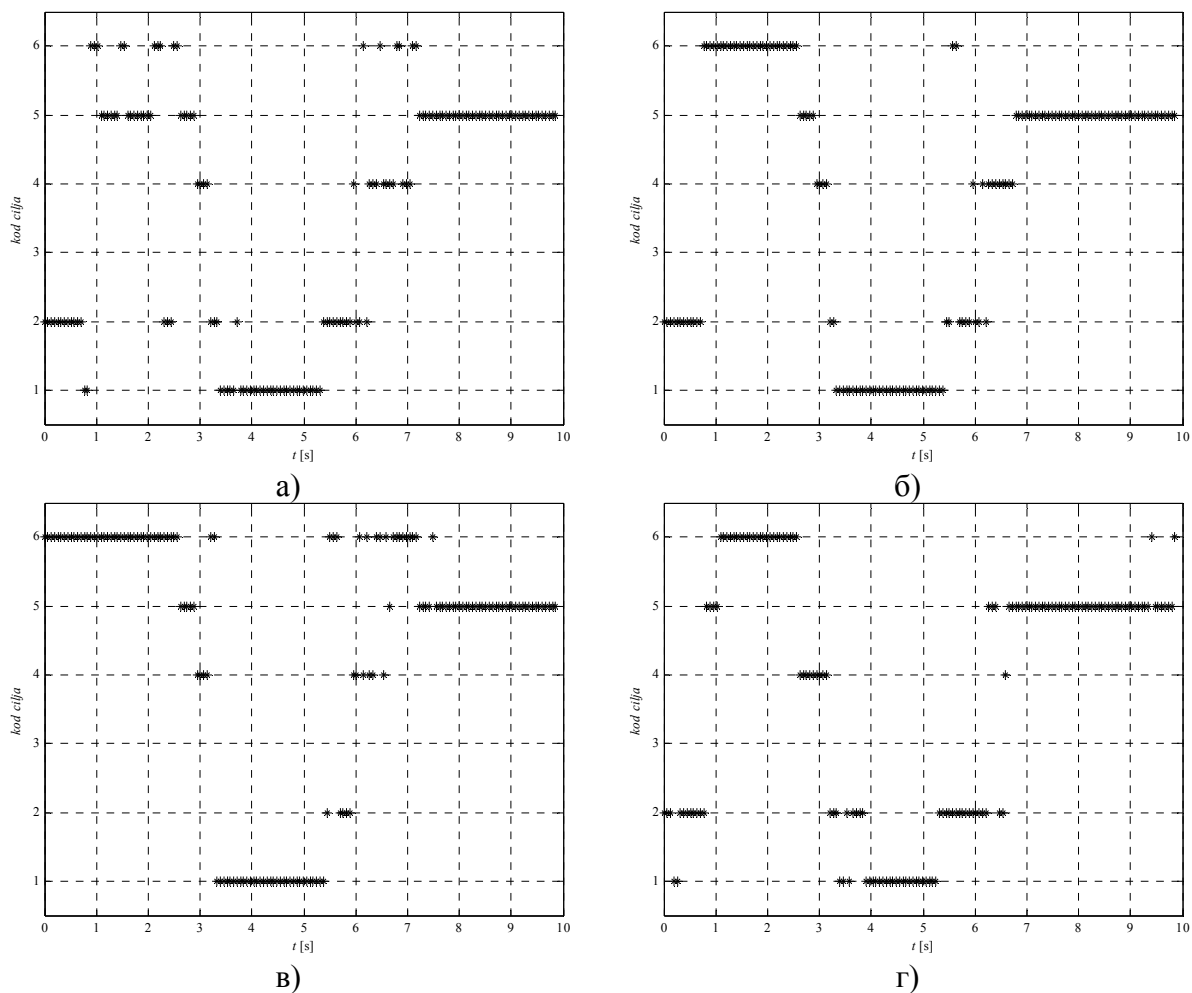
На основу слике 4.51 може се уочити да је у делу секвенце до 3 секунде присутно возило. Ово возило се зауставља и наредне 3 секунде нема покрета у зони осматрања радара, када се појављује група особа које трче до краја секвенце. На слици 4.52. приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену различиту димензију редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације засновану на методи најближег центра кодне књиге када је на улаз система доведена анализирана секвенца.



Слика 4.52. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од возило, нема радарских циљева, група особа које трче., коришћен $c - \text{mean}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На основу слике 4.52 може се закључити да пројектовани експертски систем није у могућности да обезбеди правилно одлучивање на основу анализаног сигнала без обзира на величину редукованог вектора обележја када је примењена метода одређивања дистанце на бази најближег растојања од центра векторске књиге квантизације. Са друге стране, у свим анализираним случајевима присутно је добро одређивање да у зони осматрања извиђачког радара нема радарских циљева.

Резултати одлука пројектованог експертског система за примењену дистанцу засновану на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала анализираниог у овом делу приказани су на слици 4.53.

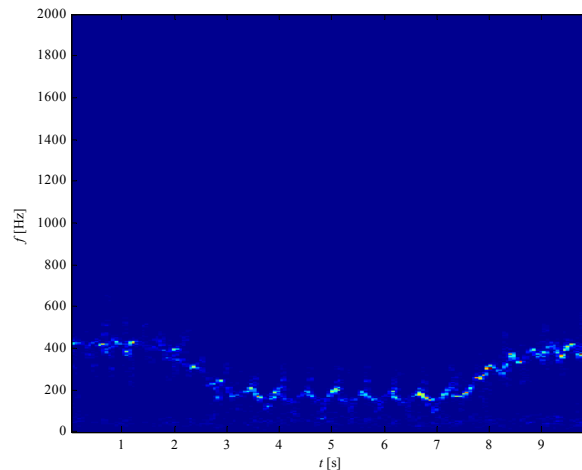


Слика 4.53. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од возило, нема радарских циљева, група особа које трче, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

Анализом одлука експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима и примењеном дистанцом за рачунање припадности опсервација кодној књизи квантизације заснованој на методи квадратне декомпозиције које су приказане на слици 4.53, може се закључити да пројектовани систем није доносио правилне одлуке у свим анализираним случајевима. Као и у претходном случају, ситуација да нема покрета у зони осматрања радара је најбоље класификована, док за примењену редукцију димензија вектора обележја на четири координате, остварена је добра класификација возила у првом делу анализираниог сигнала.

4.6.10. Секвенца особа трчи, особа хода, особа трчи

Предмет анализе у овом делу дисертације су одлуке пројектованог експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара када је на почетку секвенце у зони осматрања радара је присутна особа која трчи, која затим почиње да хода и након тога поново почиње да трчи. На слици 4.54. приказан је спектрограм анализираног радарског сигнала.

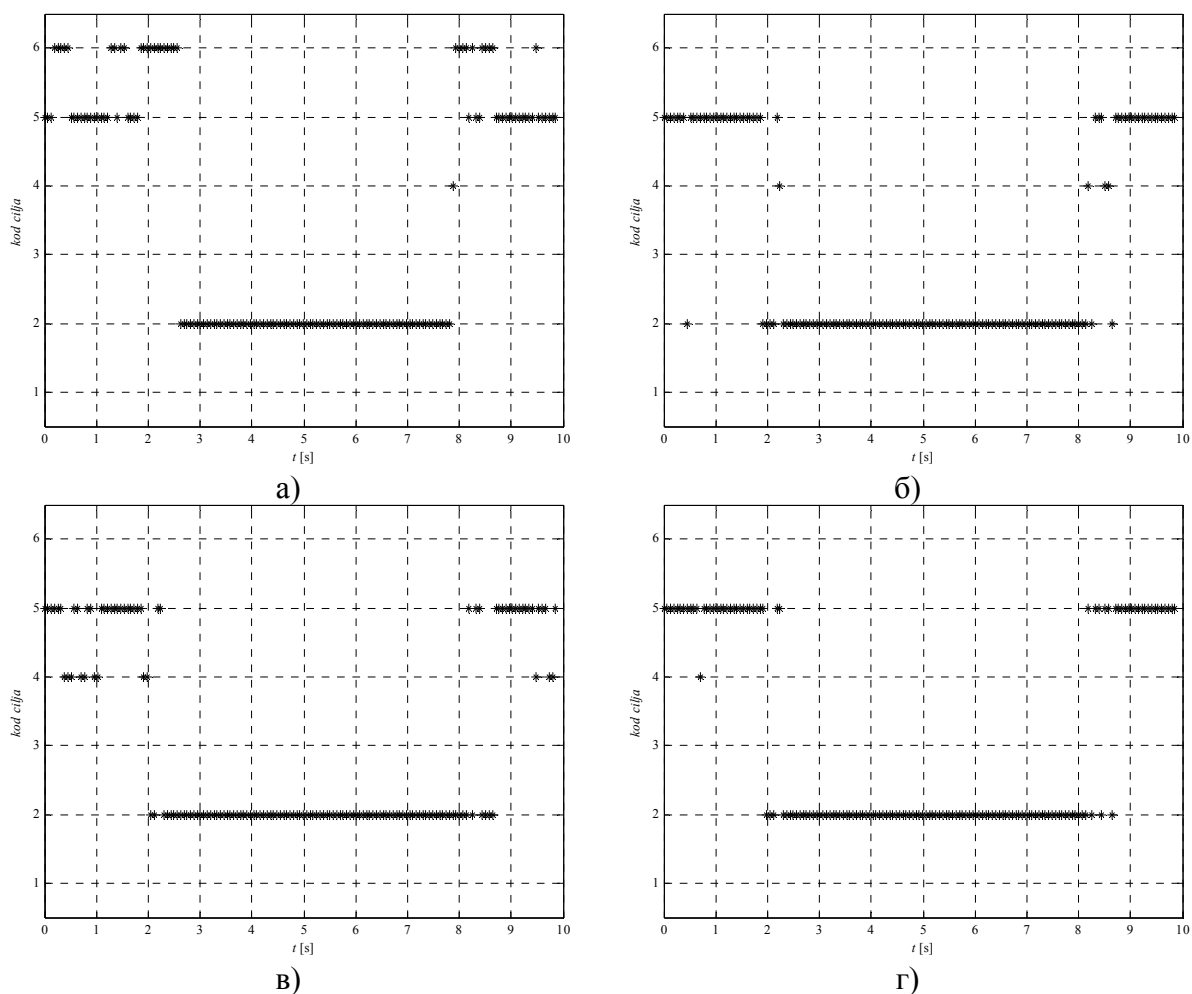


Слика 4.54. Спектрограм радарског сигнала који потиче од особа трчи, особа хода, особа трчи

Анализом слике 4.54 на којој је приказан анализирани сигнал може се уочити да је у делу секвенце до 2 секунде присутна особа која трчи. Ова особа смањује своју брзину и прелази у ход од 3 до 7 секунде секвенце. Након 7 секунде особа поново повећава своју брзину и прелази у трк до краја анализиране секвенце. Одлуке пројектованог експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара када је примењена различита димензија редукованих координата и примењену дистанцу за одређивање кодне књиге квантизације засновану на методи најближег центра кодне књиге када је на улаз система доведена анализирана секвенца приказане су на слици 4.55.

Анализом слике 4.55 може се закључити да пројектовани експертски систем није у могућности да обезбеди правилно одлучивање на основу анализираног сигнала без обзира на величину редукованог вектора обележја када је примењена метода одређивања дистанце на бази најближег растојања од центра векторске књиге квантизације. Наиме, у ситуацији када је у анализираном сигналу присутна особа која трчи, експертски систем доноси одлуку да је у зони осматрања извиђачког радара присутна група особа које трче. Овај резултат се може објаснити малом разликом

између централне Доплерове учестаности ове две класе радарских циљева. Са друге стране, у свим анализираним случајевима присутна је добра класификација да је у анализираној секвенци присутна особа која хода.

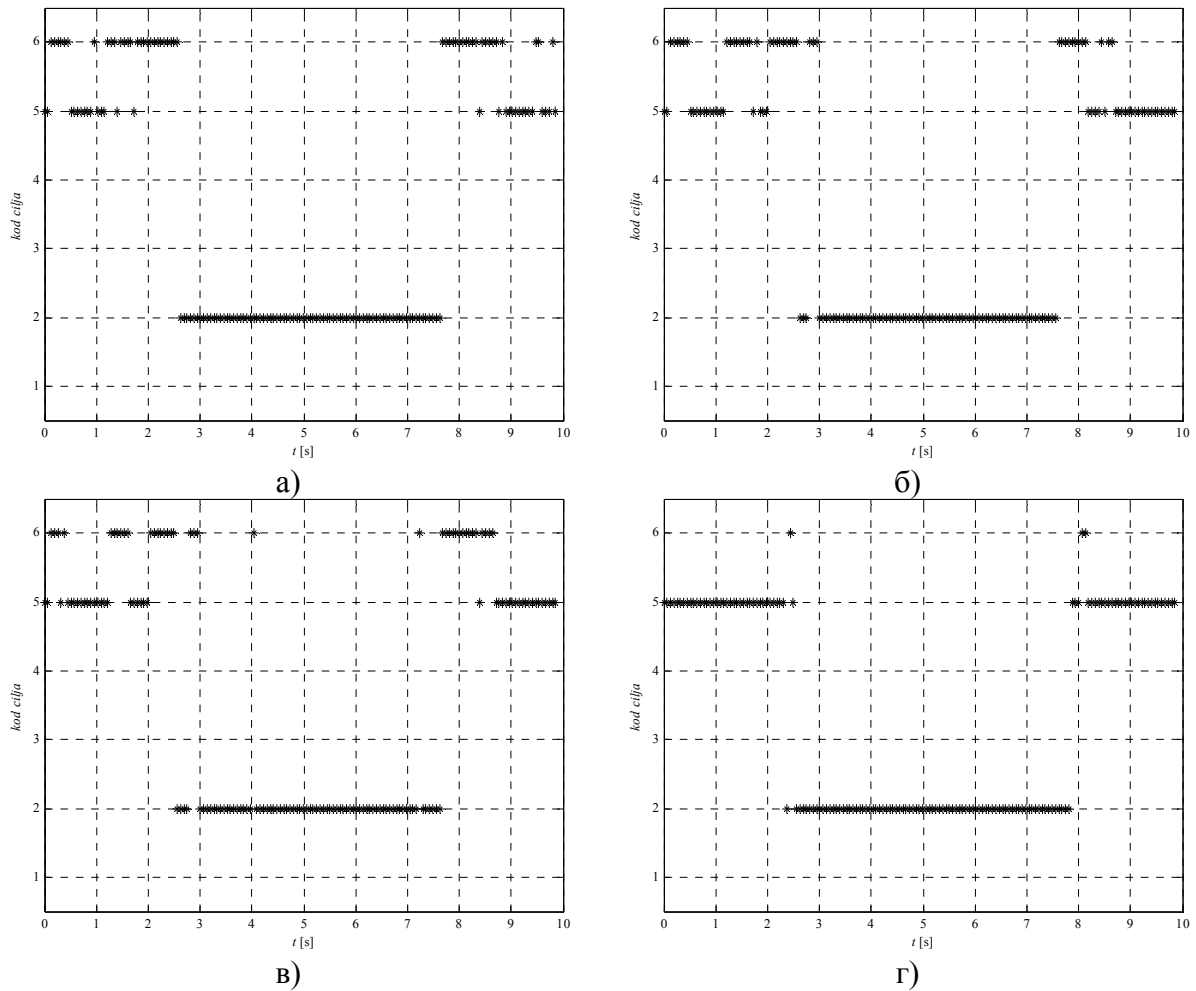


Слика 4.55. Одлуке пројектованог експертског система за реални радарски сигнал који потиче од особа трчи, особа хода, особа трчи, коришћен $c - \text{teap}$ алгоритам кластеризације и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

На слици 4.56 приказане су одлуке пројектованог експертског система за примењену дистанцу засновану на методу квадратне декомпозиције за различит број редукованих координата у простору анализираних вектора обележја за случај реалног радарског сигнала анализираних у овом делу.

Анализом одлука експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима и примењеном дистанцом за рачунање припадности опсервација кодној књизи квантизације заснованој на методи квадратне декомпозиције (слика 4.56), може се закључити да пројектовани систем није доносио правилне одлуке у свим анализираним случајевима. Као и у претходном случају, ситуација да је у зони

осматрања извиђачког радара присутна особа која хода је добро класификована без обзира на димензије редукованог вектора обележја. Са друге стране, особа која трчи је погрешно класификована као група особа које трче, па чак и као возило применом методе квадратне декомпозиције.



Слика 4.56. Одлуке пројектованог експертског система за радарски сигнал који потиче од особа трчи, особа хода, особа трчи, методе квадратне декомпозиције и редукованих на: а) две димензије, б) три димензије, в), четири димензије, г) пет димензија

5. Закључак

У овој докторској дисертацији пројектован је и тестиран експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара. Овај експертски систем је заснован на коришћењу скривених Марковљевих ланаца као модела сложених стохастичких процеса. На овом месту је дат преглед неких од најзначајнијих резултата ове дисертације и дати су неки од праваца даљег истраживања.

За потребе истраживања током израде ове дисертације прикупљена је база реалних радарских сигнала са аудио излаза извиђачких радара. Ова база је прикупљена под контролисаним условима и садржи податке неких од најзначајнијих врста радарских циљева са различитом динамиком: особа (хода и трчи), група особа (хода и трчи) и возило. Оно што издваја ову базу у односу на друге доступне базе у литератури је то да је прикупљена са циљем присуства више врста радарских циљева у оквиру једне секвенце.

Након прикупљања базе реалних радарских сигнала, извршен је избор вектора обележја за класификацију. Први корак у овом избору представља избор параметара спектрограма (врсте и ширине прозора) са циљем остваривања максималне енергије у временско – фреквенцијској равни. Коришћени су различити облици прозора: правоугаони, троугаони, Блекманов, Гаусов стандардне девијације $\sigma = 0.4$, Хамингов, Ханингов, Парценов, Тјукејев параметра облика $R = 0.5$, Кајзеров параметра облика $\beta = 2\pi$, Кајзеров параметра облика $\beta = 3\pi$, Кајзеров параметра облика $\beta = 5\pi$ чија се дужина мења од $N_{winmin} = 16$ до $N_{winmax} = 1024$ са кораком 2, уз преклапање 50%. У ту сврху коришћене су мере концентрације енергије предложене у литератури. На основу спроведене анализе може се закључити да избор параметара прозора који обезбеђују највећу концентрацију енергије око централне Доплерове учестаности зависи од врсте примењене секвенце. Поред овога, мере концентрације енергије у временско – фреквенцијској равни које су анализирани у овој докторској дисертацији су зависне од дужине преклапања суседних прозора. Ова чињеница узрокује велике скокове мера концентрације енергије у суседним дужинама прозора. На основу претходно спроведене анализе уочава се да након $N = 512$ одбирака анализирани мере

концентрације енергије имају мале варијације, те је управо ова дужина прозора изабрана за издвајање вектора обележја.

Као вектори обележја реалних радарских ехо сигнала у овој дисертацији изабрани су параметри ауторегресивних модела ових сигнала. Један од кључних проблема примене ових параметара представља избор њиховог реда. У овој дисертацији дефинисана је нова мера за избор реда параметара ауторегресивних модела заснована на максималној сепарабилности класа разматраних циљева. Резултати избора реда параметара применом ове мере поређени су са резултатима Акаике критеријума информативности који је предложен у литератури. У дисертацији је показано да је примена овог критеријума зависна од врсте анализираног сигнала док је примена Кајзеровог прозора параметра облика $\beta = 5\pi$ омогућавала минималну вредност Акаике критеријума информативности. Са друге стране, применом мере за избор реда параметара ауторегресивних модела заснованој на максималној сепарабилности класа разматраних циљева предложена је једна вредност реда параметара ауторегресивних модела при чему је изабран правоугаони прозор. У односу на Акаике критеријум информативности предложена мера је издвајала значајно мањи ред параметара ауторегресивних модела. Са друге стране, ред параметара које предлаже ова мера се не може применити за једну класу разматраних сигнала и завистан је од броја разматраних класа. Мера за избор реда ауторегресивних модела предложена у овој дисертацији није применљива само на сигнале са аудио излаза извиђачких радара већ се може применити и на друге класе сигнала.

Након одређивања реда параметара ауторегресивних модела реалних радарских ехо сигнала извршена је редукција димензија обележја, а затим избор величине кодне књиге квантизације. Овај корак представља први корак у имплементацији скривених Марковљевих ланаца у експертском систему за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара. У процесу одређивања величине кодне књиге квантизације коришћен је метод одузимања потенцијала предложен у литератури. На основу овог метода, изабрана је величина кодне књиге квантизације на основу минималне удаљености вектора обележја од центара кластера којима припадају. Добијени резултати показују да је оптимална величина кодне књиге квантизације 7 ако је извршена редукција параметара ауторегресивних модела реалних радарских ехо сигнала на две димензије, док за остали број димензија величина кодне књиге квантизације је 6. Поред методе кластеризације најближе средње вредности, примењен

је и метод квадратне декомпозиције за одређивање припадности вектора обележја елементима кодне књиге квантизације. Као улаз у овај метод коришћени су резултати добијени методом векторске квантизације на основу најближе средње вредности.

На основу изабраних вектора обележја и величине кодне књиге квантизације извршено је пројектовање скривеног Марковљевог ланца као експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара. Изабрана је ергодична топологија скривених Марковљевих ланаца и одређени елементи матрице вероватноће појаве опсервација за различити број димензија вектора обележја и различиту врсту придруживања опсервација одређеним центрима векторске књиге квантизације. Пројектовани експертски систем је тестиран коришћењем реалних сигнала са аудио излаза извиђачког радара из прикупљене базе сигнала.

Резултати одлука пројектованог експертског система заснованог на скривеним Марковљевим ланцима показују да параметри ауторегресивних модела реалних радарских ехо сигнала не могу да обезбеде правилну класификацију циљева у окружењу извиђачких радара на задовољавајући начин. Ови параметри су у великој мери зависни од централне Доплерове учестаности, те се класе које имају различиту динамику и блиску централну Доплерову учестаност не могу раздвојити у потпуности. Са друге стране, када у зони осматрања извиђачких радара не постоје циљеви или када је присутна особа која хода, пројектовани експертски систем је доносио исправне одлуке.

Остварени научни доприноси у овој дисертацији могу се систематизовати по следећем:

- Исцрпним прегледом релевантне литературе извршена је систематизација метода класификације радарских циљева, односно метода за праћење њиховог понашања, уз анализу предности, недостатака и услова под којима је свака од метода применљива.
- Предложена је структура експертског система заснована на скривеним Марковљевим ланцима намењеног за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара, при чему је овај експертски систем тестиран на реалним сигналима са аудио излаза ових радара. Као вектори обележја коришћени су параметри модела ауторегресивних процеса реалних радарских сигнала редуковани на различит број димензија како би се смањила нумеричка сложеност алгоритма.

-
- Током истраживања припремљена је и генерисана велика база реалних сигнала са излаза извиђачких радара. Оно што издваја ову базу у односу на друге доступне базе реалних радарских сигнала је то да је ова база снимљена у оквиру пажљиво припремљеног сценарија тако да се у оквиру једне секвенце може налазити више врста радарских циљева, али се у сваком тренутку у зони осматрања радара налази само један тип циљева. Прикупљена база реалних радарских сигнала може послужити и другим истраживачима у области детекције и класификације радарских сигнала ради тестирања својих алгоритама.
 - У дисертацији је, на конзистентан и објективан начин, спроведена анализа концентрације енергије у временско – фреквенцијској равни, која је послужила као оптимизациони критеријум за избор дужине и типа прозорске функције у условима окружења различитим типовима радарских циљева.
 - Додатни допринос ове дисертације представља и оригинална мера за одређивање реда параметара ауторегресивних модела реалних радарских сигнала. Ова мера, настала као резултат истраживања приказаних у овој дисертацији, је заснована на максималној сепарацији вектора обележја која потиче од различитих класа радарских циљева. Резултати добијени овом мером су упоређени са стандардним мерама предложеним у литератури. Поређење је извршено на основу непристрасног критеријума који се огледа у коначној вероватноћи исправне класификације типа радарског циља. Добијени резултати показују да се, применом новопредложене мере, добија видљиво мања вероватноћа погрешне класификације при чему је одабрани ред параметара ауторегресивних модела радарских сигнала значајно мањи од реда параметара одређених мерама предложеним у литератури. Са друге стране, треба нагласити да се примена овако дефинисане мере не завршава у домену радарских сигнала, већ се може применити и при одређивању оптималног реда параметара ауторегресивних модела других врста сигнала ради њихове класификације.

Један од праваца даљег истраживања може бити избор другог вектора обележја као улаза у експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу

извиђачких радара. Параметри ауторегресивних модела реалних радарских ехо сигнала су зависни од централне Доплерове фреквенције, док су информације о врсти радарских циљева садржане не у самој вредности ове фреквенције, већ у спектру сигнала око ње. Са друге стране, избор другачије топологије скривеног Марковљевог модела може узроковати мању вероватноћу лажног аларма, па се и овом питању може посветити пажња у наредним истраживањима. Поред овога, коришћење и дефинисање других мера за векторску квантизацију секвенци опсервације може узроковати побољшање квалитета експертског система за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара. Дефинисање других мера концентрације енергије у временско – фреквенцијској равни које могу превазићи неке недостатке до сада предложених мера може бити један од даљих праваца истраживања, као и примена резултата у пројектовању овог експертског система за пројектовање других експертских система за надгледање саобраћаја, важних инфраструктурних објеката, као и експертских система који користе фузију информација прикупљених различитим сензорима.

Литература

- [1] Damarla, T., 2008. *Hidden Markov Model as a Framework for Situational Awareness*, in: Information Fusion, 2008 11th International Conference on, June 30 2008-July 3 2008, Cologne, pp. 1 – 7
- [2] Симић С., Зејак А., 2007. *Детекција аудио сигнала импулсно – Доплерових радара у временско – фреквенцијском домену*, in: 2. научно – стручни скуп ОТЕХ, Београд, 03-05.10.2007.
- [3] Bilik I., Tabrikian J., Cohen A., *GMM – Based Target Classification for Ground Surveillance Doppler Radar*, in: IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 42, (1), 2006, pp. 267 – 278
- [4] Chen V, Ling H, *The Micro – Doppler Effect in Radar*, Artech House, Boston, 2011.
- [5] Chen, V., Tahmoush D., Miceli W., *Micro – Doppler Signatures – Review, Challenges and Perspectives*, in: Radar – Micro Doppler Signatures: Processing and Applications, Edited by Chen, V., Tahmoush D., Miceli W., IET, London, 2014
- [6] Chen V, Ling H, *Time – Frequency for Radar Imaging and Signal Analysis*, Artech House, Boston, 2002.
- [7] Thayaparan T, Stanković Lj, Đurović I, *Micro-Doppler Based target Detection and Feature extraction in Indoor and Outdoor Environments*, Journal of the Franklin Institute vol. 345, no. 6, pp. 700 - 722, September, 2008
- [8] Orović I, Stanković S, Thayaparan T, Stanković Lj, *Multiwindow S-method for Instantaneous Frequency Estimation and its Application in Radar Signal Analysis*, IET Signal Processing vol. 4, no. 4, pp. 363 - 370, August, 2010
- [9] Baraniuk R, Flandrin P, Janssen J, and Michel O, *Measuring time-frequency information content using the Rényi entropies*, Inf. Theor. IEEE Trans., 47, pp. 1391–1409, 2001.
- [10] Jones D, Parks T, *A high resolution data-adaptive time-frequency representation*, Acoust. Speech Signal Process. IEEE Trans. 38, pp. 2127–2135, 1990.
- [11] Stanković Lj, *Measuring time-frequency distributions concentration*, in: Time–Frequency Analysis and Processing, B. Boashash, Ed. Elsevier, 2003, pp. 1820–1825.

-
- [12] Bujaković D, Andrić M, Bondžulić B, Mitrović S, Simić S, *Time–Frequency Distribution Analyses of Ku-Band Radar Doppler Echo Signals*, *Frequenz* vol. 69, no. 3-4, pp. 119 - 128, March, 2015
- [13] Gurbuz, S. Z., Tekeli, B., Yuksel, M., Karabacak, C., Gurbuz, A. C., Guldogan, M. B. *Importance ranking of features for human micro-Doppler classification with a radar network*. In *Proceedings of the 16th Information Fusion International Conference*. Istanbul (Turkey), 2013, p. 610-616.
- [14] Geisheimer, J.L., Marshall, W.S., Greneker, E. *Continuous-Wave Radar for Gait Analysis*. In *Proceedings of the 35th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, vol. 1, 2011, p. 834-838.
- [15] van Dorp, P., Groen, F.C.A. *Human Walking Estimation with Radar*. *IEE Radar, Sonar & Navigation*, 2003, vol. 150, no. 5, p. 356-365.
- [16] Otero, M. *Application of a continuous wave radar for human gait recognition*. In *Proceedings of SPIE*, 2005, vol. 5809, p.538-548.
- [17] Greneker, G. *Very low cost stand-off suicide bomber detection system using human gait analysis to screen potential bomb carrying individuals*. In *Proceedings of SPIE*, 2005, vol. 5788, p.46-56.
- [18] Thayaparan, T., Abrol, S., Riseborough, E., Stankovic, Lj., Lamothe, D., Duff, G. *Analysis of radar micro-Doppler signatures from experimental helicopter and human data*. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2007, vol. 1, no. 4, p. 289-299.
- [19] Andrić M., Đurović Ž., Zrnić B., *Ground Surveillance Radar Target Classification based on Fuzzy Logic Approach*, in: *Computer as a Tool*, 2005. EUROCON 2005, The International Conference on, 2, IEEE, pp. 1390-1392, Belgrade,
- [20] Molchanov P., Asstola J., Egiazarian K., Totsky A. *Classification of Ground Moving Radar Targets using Joint Time – Frequency Analysis*, in: *IEEE Radar Conference*, Atlanta, USA, 7-11 May 2012, pp. 1-6
- [21] Zabalza J., Clemente C., di Caterina G., Ren J., Soraghan J., Marshall S., *Robust PCA Micro-Doppler Classification Using SVM on Embedded Systems*, in: *Aerospace and Electronic Systems*, *IEEE Transactions on* 50, (3), 2014., pp. 2304 - 2310
- [22] Orović I., Stanković S., Amin M., *A new approach for classification of human gait based on time-frequency feature representations*, *Signal Processing*, vol. 91, no. 3, pp. 1448 - 1456, June, 2011.

-
- [23] Yessad D., Amrouche A., Debyeche M., Djeddou M., 2015, *Micro-Doppler Classification for Ground Surveillance Radar Using Speech Recognition Tools*, in: Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision and Applications, Proceedings of 16th Iberoamerican Congress CIARP 2011, November 15-18, 2011
- [24] McConaghy T, Leung H., Bosse E., Varadan V., *Classification of Audio Radar Signals Using Radial Basis Function Neural Networks*, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 52, no. 6, pp. 1771 - 1779, December, 2003.
- [25] Kay S, *Modern Spectral Estimation: Theory&Application*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [26] Cavanaugh J, *A large-sample model selection criterion based on Kullback's symmetric divergence*, Statist. Probabil. Lett., vol. 42, no. 4, pp. 333–343, 1999.
- [27] Hurvich C, Tsai C, *Regression and time series model selection in small samples*, Biometrika, vol. 76, no. 2, pp. 297–307, Jun. 1989.
- [28] Seghouane A, Bekara M, *A small sample model selection criterion based on Kullback's symmetric divergence*, IEEE Trans. Signal Process., vol. 52, no. 12, pp. 3314–3323, Dec. 2004.
- [29] Schmidt D, Makalic E: *Estimating the Order of an Autoregressive Model Using Normalized Maximum Likelihood*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 59, No. 2, February 2011, pp. 479-487
- [30] Karimi M: *Order selection criteria for vector autoregressive models*, Signal Processing 91 (2011) pp. 955–969
- [31] Remagnino P, Jones G, *Classifying Surveillance Events from Attributes and Behaviour*, In: British Machine Vision Conference; 10 Sept - 13 Sept 2001, Manchester, U.K., pp 685 - 694
- [32] Del Rose M, Wagner C, Frederick P, *Evidence feed forward hidden markov model: a new type of hidden markov model*. Int J Artif Intell Appl 2(1), 2011, pp. 1–19.
- [33] Cui J, Gudnason J, Brookes M, *Hidden Markov Models for Multi-Perspective Radar Target Recognition*, Radar Conference, 2008. RADAR '08. IEEE, 26-30 May 2008, pp. 1 - 5
- [34] Runkle P, Bharadwaj P, Couchman L, Carin L, *Hidden Markov Models for Multiaspect Target Classification*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 47, No. 7, July 1999., pp. 2035 - 2040
-

-
- [35] Liao X, Runkle P, Carin L, *Identification of Ground Targets from Sequential High-Range-Resolution Radar Signatures*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 38, No.4, October 2002, pp. 1230 - 1242
- [36] Nishimoto M, Liao X, Carin L, *Target Identification from Multi-Aspect High Range-Resolution Radar Signatures Using a Hidden Markov Model*, IEICE Transaction on Electronic, Vol. E87-C, No. 10, October 2004, pp. 1706 - 1714
- [37] Nijssure Y, Chen Y, Litchfield C, Rapajic P, *Hidden Markov Model for Target Tracking with UWB Radar System*, Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2009 IEEE 20th International Symposium on, 13-16 Sept. 2009, Tokyo, pp. 2065 - 2069
- [38] Paul A, Shaw A, Das K, Mitra A, *Improved HRR-ATR using hybridization of HMM and eigen-template-matched filtering*, Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings. (ICASSP '03). 2003 IEEE International Conference on, 6-10 April 2003, II - 397-400 vol.2
- [39] Bhanu B, Lin Y, *Stochastic models for recognition of occluded targets*, Pattern Recognition 36 (2003), pp. 2855 – 2873
- [40] Martinerie F, *Data Fusion and Tracking Using HMMs in a Distributed Sensor Network*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 33, No. 1, January 1997, pp. 11 – 28
- [41] Liu H, Yang J, Chen H, *A Novel Approach Research on to Low Altitude Passive Acoustic Target Recognition Based on ICA and HMM*, 4-th International Conference on Natural Computation, Jinan, 18-20 Oct. 2008. 371 – 375
- [42] Xie X, Evans R, *Multiple Target Tracking and Multiple Frequency Line Tracking Using Hidden Markov Models*, IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 39, No. 12, December 1991, pp. 2659 – 2676
- [43] Streit R, Barret R, *Frequency Line Tracking Using Hidden Markov Models*, IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38, No. 4, 1990, pp. 586 – 598
- [44] Jahangir M., Pointing K., O’Loughlen J., *Robust Doppler Classification Technique Based on Hidden Markov Models*, in: IEE Proceedings Radar Sonar Navigation, 2003, 150, (1), pp. 33-36
- [45] Jahangir M., Pointing K., O’Loughlen J., *Correction to Robust Doppler Classification Technique Based on Hidden Markov Models*, in: IEE Proceedings Radar Sonar Navigation, 2003, 150, (5), pp. 387

-
- [46] Kouemou G, Opitz F, *Hidden Markov Models in Radar Target Classification*, Radar Systems, 2007 IET International Conference on, Edinburgh, UK, 15-18 Oct. 2007, pp. 1 - 5
- [47] Kouemou G, Neumann C, Opitz F, *Sound and Dynamics of Targets – Fusion Technologies in Radar Target Classification*, Information Fusion, 2008 11th International Conference on, Cologne, June 30 2008-July 3 2008, pp. 561 – 567
- [48] Заткалик J, *Радиолокација – I део*, Наука, Београд, 1995.
- [48] *Radar Handbook*, 3rd Edition, edited by Merrill I. Skolnik, McGraw – Hill, New York, NY, 2008.
- [49] Richards M, *Fundamentals of Radar Signal Processing*, McGraw – Hill, New York, NY, 2005.
- [50] Richards M, Sheer J, Holm W, *Principles of Modern Radar: Vol. I: Basic Principles*, SciTech Publishing, Edison, NJ, 2010.
- [51] Alabaster C, *Pulsed Doppler Radar: Principles, Technology, Applications*, SciTech Publishing, Edison, NJ, 2012.
- [52] Skolnik M, *Introduction to Radar Systems*, 3rd Edition, McGraw – Hill, New York, NY, 2001.
- [53] Andrić M, Bujaković D, Bondžulić B, Simić S, Zrnić B, *Analysis of Radar Doppler Signatures from Human Data*, Radioengineering, Vol.18, No. 1, April 2014
- [54] Vaseghi S, *Advances Signal Processing and Noise Reduction*, 4th Edition, John Willey&Sons Ltd, Chichester, UK, 2008.
- [55] Theodoridis S, Koutroumbas K, *Pattern Recognition*, 4th Edition, Academic Press, Elsevier, Burlington, MA, 2009.
- [56] Fukunaga K, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2nd Edition, Academic Press, San Diego, CA, 1990.
- [57] Duda R, Hart P, Stork D, *Pattern Classification*, 2nd Edition, John Wiley & Sons, Chichester, 2000.
- [58] Rabiner L, Juang B, *Fundamentals of Speech Recognition*, Prentice-Hall International, Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- [59] Марјановић А, Квашчев Г, Тадић П, *Скривени Марковљеви модели у детекцији отказа на индустријским постројењима*, Зборник 56. конференције за ЕТРАН, Златибор, 11-14.06.2012, AU3.5-1-4

-
- [60] van der Heijden F, Duin R, de Ridder D, Tax D, *Classification, Parameter Estimation and State Estimation: An Engineering Approach using MATLAB*, John Willey & Sons Ltd, Chichester, England, 2004.
- [61] Chiu S, *Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation*, Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, Vol. 2, pp. 267 - 278, 1994.

Биографија кандидата

Димитрије Бујаковић је рођен 30.12.1980. године у Крагујевцу где је завршио основну и средњу школу. 1999. године је уписан на основне студије Војнотехничке академије, смер Техничке службе, где је дипломирао 2004. године. Исте године је уписао последипломске студије на Електротехничком факултету Универзитета у Београду. На овом нивоу образовања, избор предмета је био фокусиран у области Управљања системима, па је и завршни, магистарски рад био одбрањен 2008. године на тему "Детекција циљева на слици сцене применом статистичког препознавања облика", под руководством професора Жељка Ђуровића.

Током периода од 2004. године до данас, Димитрије Бујаковић је запослен као сарадник на Војној академији у Београду. Његово ангажовање је било везано за Катедру Војноелектронског инжењерства, Одсек за ракетну технику на коме је држао вежбе из предмета Сигнали и системи, Системи аутоматског управљања 2, Препознавање облика, Основи електротехнике и електронике и Електроника. Поред активности у настави, Димитрије Бујаковић је учествовао на три пројекта које је финансирало Министарство одбране. 2010. године Војна академија је предложила кандидата за стипендију коју додељује Министарство одбране. Добивши стипендију, Димитрије Бујаковић се пријавио за израду докторске дисертације на Електротехничком факултету Универзитета у Београду. Том приликом одређен му је ментор дисертације, проф. Жељко Ђуровић, и период 2010. до 2016. године провео је у истраживању и припреми докторске дисертације.

Прилог 1.

Изјава о ауторству

Потписани-а _____ Димитрије Бујаковић _____

број индекса _____

Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

Експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара

- резултат сопственог истраживачког рада,
- да предложена дисертација у целини ни у деловима није била предложена за добијање било које дипломе према студијским програмима других високошколских установа,
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио интелектуалну својину других лица.

Потпис докторанда

У Београду, 11.02.2016.

Димитрије Бујаковић

Прилог 2.

Изјава о истоветности штампане и електронске верзије докторског рада

Име и презиме аутора Димитрије Бујаковић

Број индекса _____

Студијски програм Управљање системима и обрада сигнала

Наслов рада Експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара

Ментор проф. др Жељко Ђуровић

Потписани/а Димитрије Бујаковић

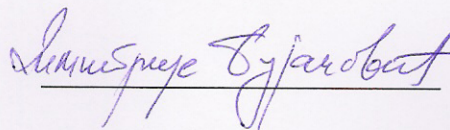
Изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао/ла за објављивање на порталу **Дигиталног репозиторијума Универзитета у Београду**.

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског звања доктора наука, као што су име и презиме, година и место рођења и датум одбране рада.

Ови лични подаци могу се објавити на мрежним страницама дигиталне библиотеке, у електронском каталогу и у публикацијама Универзитета у Београду.

Потпис докторанда

У Београду, 11.02.2016.


Димитрије Бујаковић

Прилог 3.

Изјава о коришћењу

Овлашћујем Универзитетску библиотеку „Светозар Марковић“ да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду унесе моју докторску дисертацију под насловом:

Експертски систем за праћење и препознавање циљева у окружењу извиђачких радара

која је моје ауторско дело.

Дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

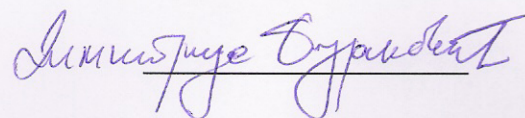
Моју докторску дисертацију похрањену у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио/ла.

1. Ауторство
2. Ауторство - некомерцијално
3. Ауторство – некомерцијално – без прераде
4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима
5. Ауторство – без прераде
6. Ауторство – делити под истим условима

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци, кратак опис лиценци дат је на полеђини листа).

Потпис докторанда

У Београду, 11.02.2016.



1. Ауторство - Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце, чак и у комерцијалне сврхе. Ово је најслободнија од свих лиценци.

2. Ауторство – некомерцијално. Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела.

3. Ауторство - некомерцијално – без прераде. Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела. У односу на све остале лиценце, овом лиценцом се ограничава највећи обим права коришћења дела.

4. Ауторство - некомерцијално – делити под истим условима. Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада.

5. Ауторство – без прераде. Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела.

6. Ауторство - делити под истим условима. Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада. Слична је софтверским лиценцама, односно лиценцама отвореног кода.